



Σχολή Ναυπηγών Μηχανολόγων Μηχανικών

Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο

16 October 2025

Μηχανική Μάθηση για τη Ρευστομηχανική και τη Ναυπηγική:
Από τα Δεδομένα στα Προσαρμοστικά Ψηφιακά Δίδυμα

Παντελής Ραφαήλ Βλάχας, Διδάκτωρ ΕΤΗ Ζυρίχης

Ερευνητής ΕΤΗ Ζυρίχης

Υποψήφιος Επίκουρος Καθηγητής, Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο (ΕΜΠ)

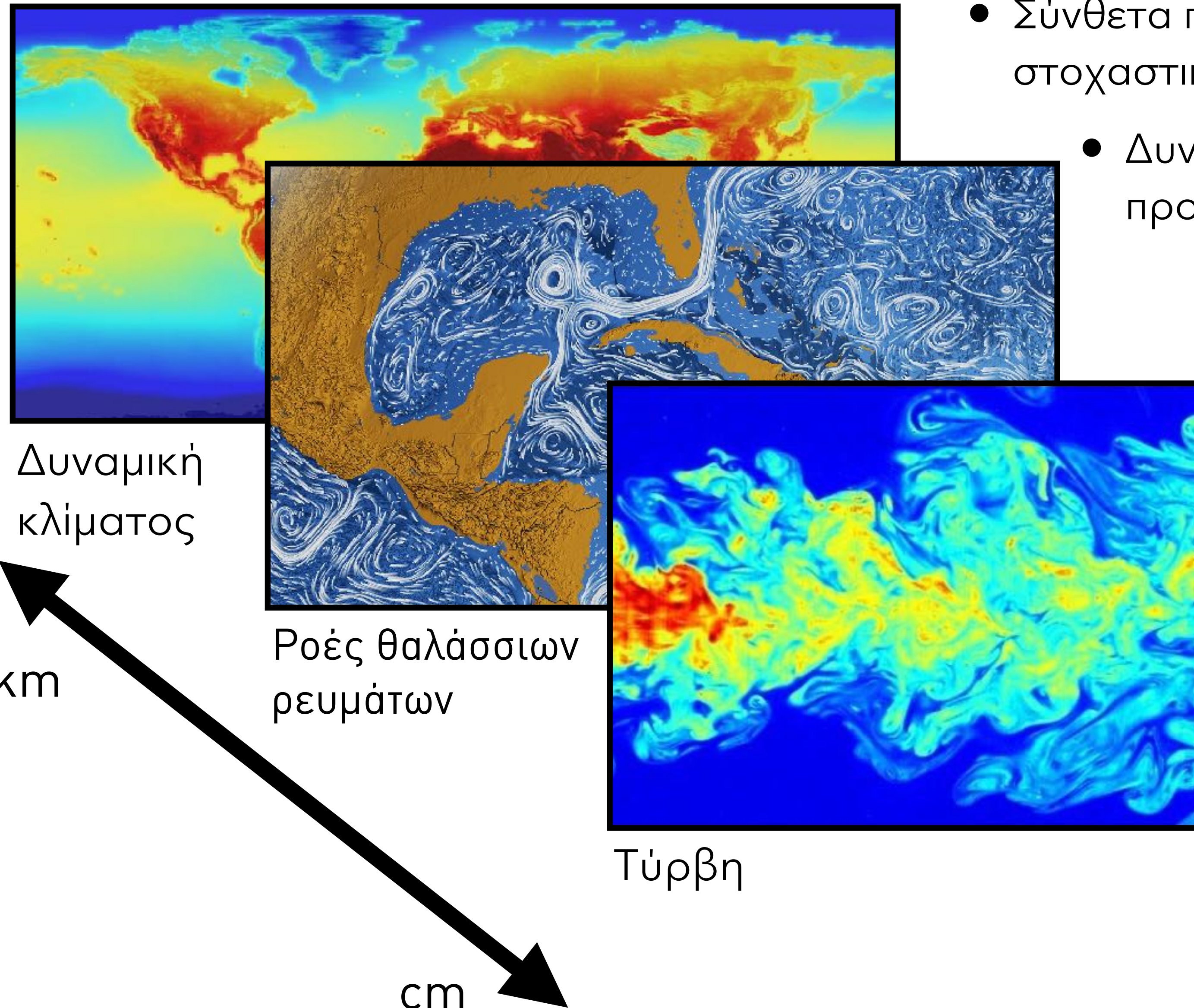
Επισκόπηση

- Επιστημονική πορεία και ερευνητικό προφίλ
- Συνεισφορά στο ερευνητικό έργο της Σχολής
- Συνεισφορά στο εκπαιδευτικό έργο της Σχολής
- Προοπτικές ανάπτυξης του αντικειμένου στο μέλλον

Επιστημονική πορεία & Ερευνητικό Προφίλ

- 2011-2014 B.Sc., Τεχνικό Πανεπιστήμιο Μονάχου (TUM), Ηλεκτρολόγος Μηχανικός & Πληροφορική.
Βαθμός: 1.3/1.0 (άνω 3%)
- 2014-2016 M.Sc., Τεχνικό Πανεπιστήμιο Μονάχου (TUM), Ηλεκτρολόγος Μηχανικός & Πληροφορική,
εξειδίκευση στον Αυτόματο Έλεγχο. Βαθμός: 1.0/1.0 (πρώτος)
- 2017-2022 Ph.D., ETH Ζυρίχης - **Μηχανική Μάθηση για Δυναμικά Συστήματα**, Θέμα: *"Learning and Forecasting the Effective Dynamics of Complex Systems across Scales"*
Επιβλέπων: Καθ. Πέτρος Κουμουτσάκος
- 2021-2022 Visiting Researcher, Harvard University (School of Engineering and Applied Sciences),
Τεχνητή Νοημοσύνη για Επιστημονική Μοντελοποίηση (AI for Scientific Modeling)
- 2022-2025 Head of Machine Learning, Ai2C Technologies (Spin-off του ETH Zurich),
Εφαρμοσμένη Μηχανική Μάθηση στη Χρηματοοικονομική (Applied ML for FinTech)
- Ερευνητικά ενδιαφέροντα:
Μηχανική Μάθηση για ρευστομηχανική, πολυκλιμακωτά δυναμικά συστήματα και υπολογιστική επιστήμη (ML for Fluids, Dynamical Systems, and Scientific Computing)

Σκοπός

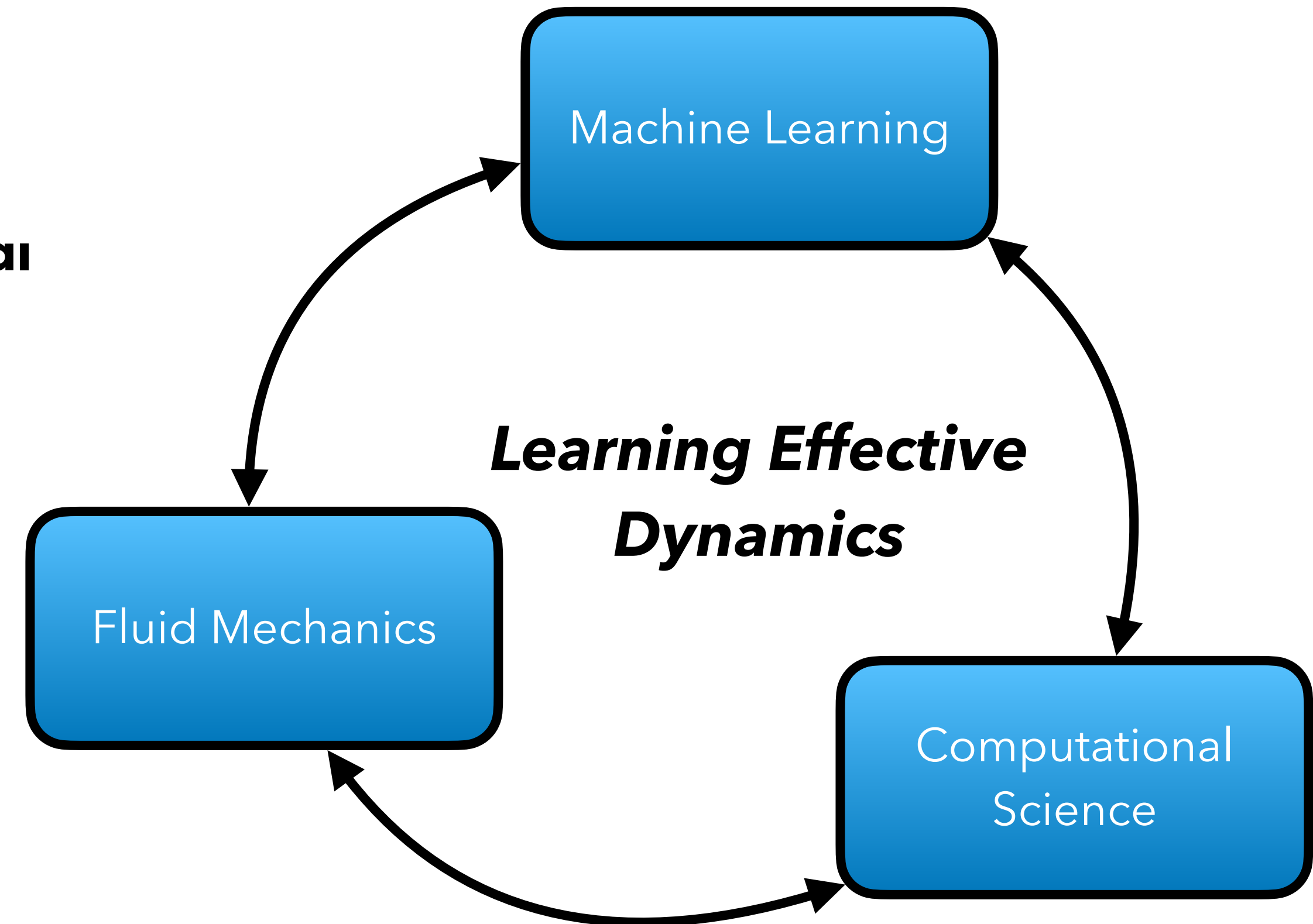


- Σύνθετα πολυκλιμακικά συστήματα (ντετερμινιστικά, στοχαστικά, χαοτικά)
- Δυναμικές που είναι υπολογιστικά δαπανηρές για προσομοίωση και/ή δύσκολες για πρόβλεψη
- Οι **φυσικές παράμετροι** επηρεάζουν τη δυναμική
- Εξωτερικοί μη μοντελοποιημένοι παράγοντες μπορεί να μεταβάλουν τη δυναμική → **ανάγκη προσαρμογής**
- Στόχος: σχεδίαση αποτελεσματικών μεθόδων που **αναπαράγουν τη δυναμική του συστήματος**
 - Παραδείγματα:
LES/RANS, προσεγγιστικά μοντέλα / DMD, 0D models

Ερευνητικό Προφίλ

Επιστημονικές περιοχές και μεθοδολογίες:

- Μηχανική Μάθηση για Δυναμικά Συστήματα
→ Ανάπτυξη αλγορίθμων για **πρόβλεψη, κατανόηση και έλεγχο** πολύπλοκων φυσικών φαινομένων.
- Ρευστομηχανική & **Πολυκλιμακωτά Φαινόμενα**
→ Μελέτη και μοντελοποίηση ροών με **διαφορετικές χωρικές και χρονικές** κλίμακες.
- Υπολογιστική Επιστήμη και Μοντελοποίηση
→ Σύζευξη δεδομένων, φυσικής και αριθμητικών μεθόδων για αποδοτική προσομοίωση.



Η έρευνά μου εστιάζει στη **σύζευξη Μηχανικής Μάθησης και Φυσικής (εξισώσεις)**, για την ανάπτυξη προγνωστικών, επεξηγήσιμων και αποδοτικών μοντέλων ροών και πολυκλιμακωτών συστημάτων.

Πολυκλιμακικά Συστήματα

Πολυκλιμακικά Συστήματα

Δυναμική **μικρο** κλίμακας ("particles", Navier-Stokes, DNS, CFD) and **μακρο** κλίμακας ("continuum", RANS, LES)

Πολυκλιμακικά Συστήματα

Δυναμική **μικρο** κλίμακας ("particles", Navier-Stokes, DNS, CFD) and **μακρο** κλίμακας ("continuum", RANS, LES)

- **Οι προσομοιώσεις μικροκλίμακας είναι ακριβείς**, αλλά υπολογιστικά δαπανηρές ή μη διαθέσιμες.

Πολυκλιμακικά Συστήματα

Δυναμική **μικρο** κλίμακας ("particles", Navier-Stokes, DNS, CFD) and **μακρο** κλίμακας ("continuum", RANS, LES)

- **Οι προσομοιώσεις μικροκλίμακας είναι ακριβείς**, αλλά υπολογιστικά δαπανηρές ή μη διαθέσιμες.
- **Οι προσομοιώσεις μακροκλίμακας είναι προσεγγιστικές**, αλλά υπολογιστικά φθηνές και εύκολες στην αξιολόγηση.

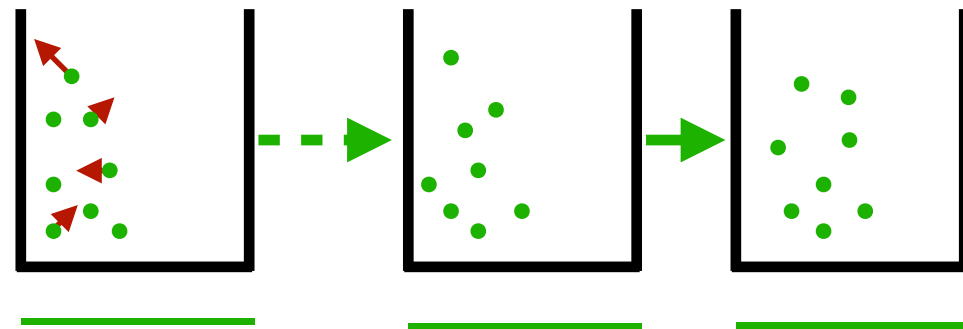
Πολυκλιμακικά Συστήματα

Δυναμική **μικρο** κλίμακας ("particles", Navier-Stokes, DNS, CFD) and **μακρο** κλίμακας ("continuum", RANS, LES)

- **Οι προσομοιώσεις μικροκλίμακας είναι ακριβείς**, αλλά υπολογιστικά δαπανηρές ή μη διαθέσιμες.
- **Οι προσομοιώσεις μακροκλίμακας είναι προσεγγιστικές**, αλλά υπολογιστικά φθηνές και εύκολες στην αξιολόγηση.

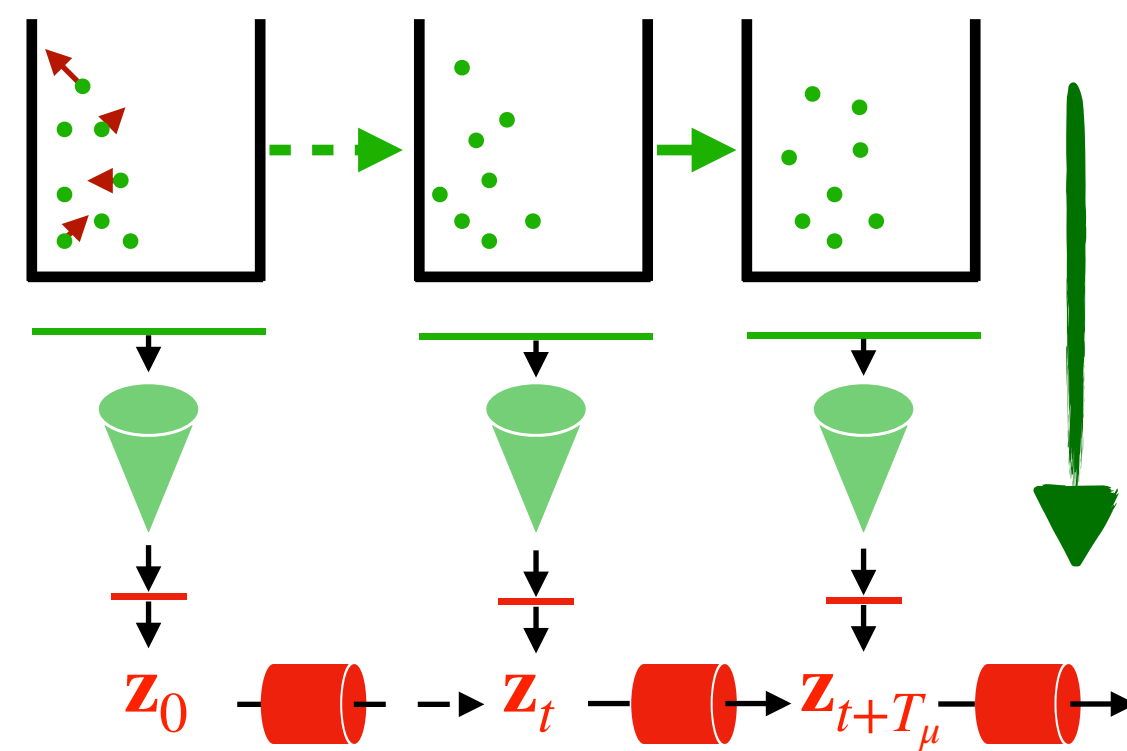
Ανάγκη: Ένα πλαίσιο που **συνδυάζει την ακρίβεια της μικροκλίμακας με την αποδοτικότητα της μακροκλίμακας** – ένα "data-physics bridge".

A₀ propagate
(short times)
micro scale
(high-fidelity data, CFD, DNS)

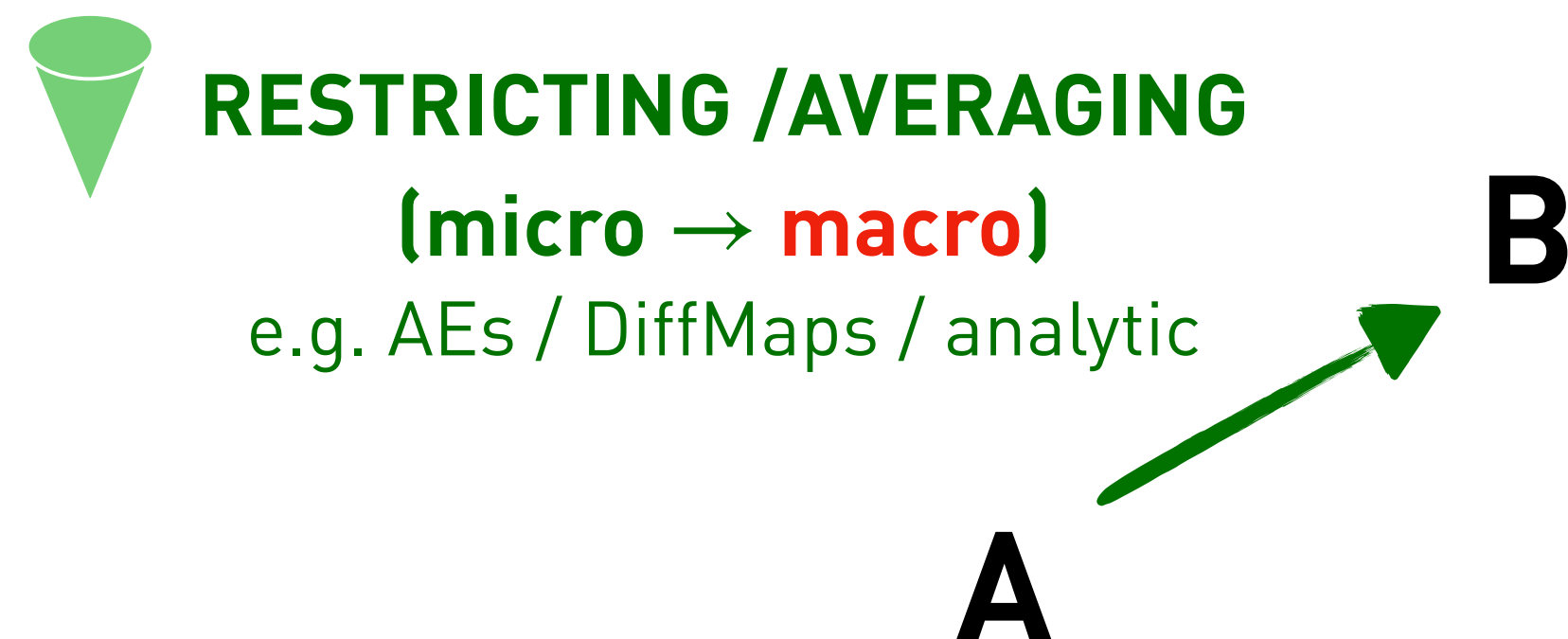


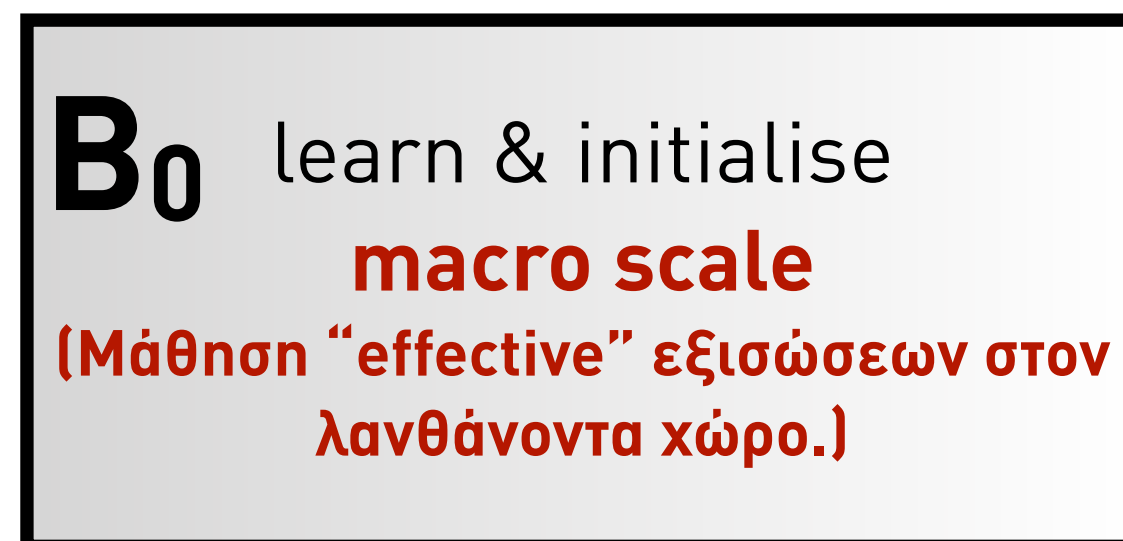
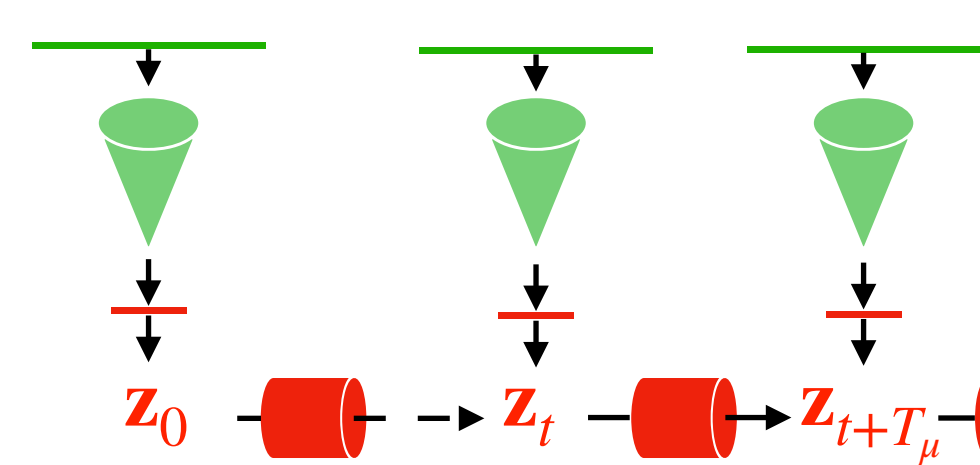
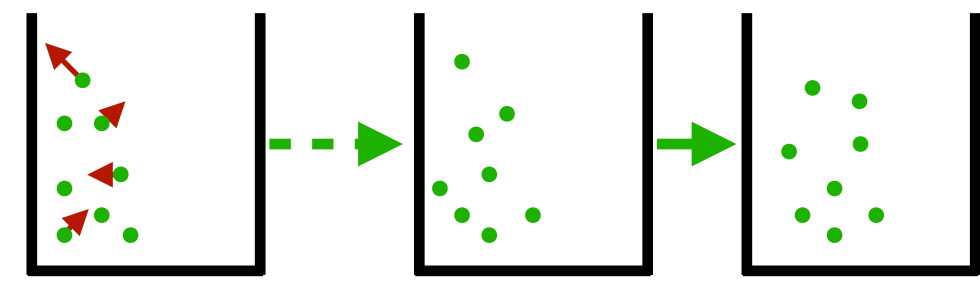
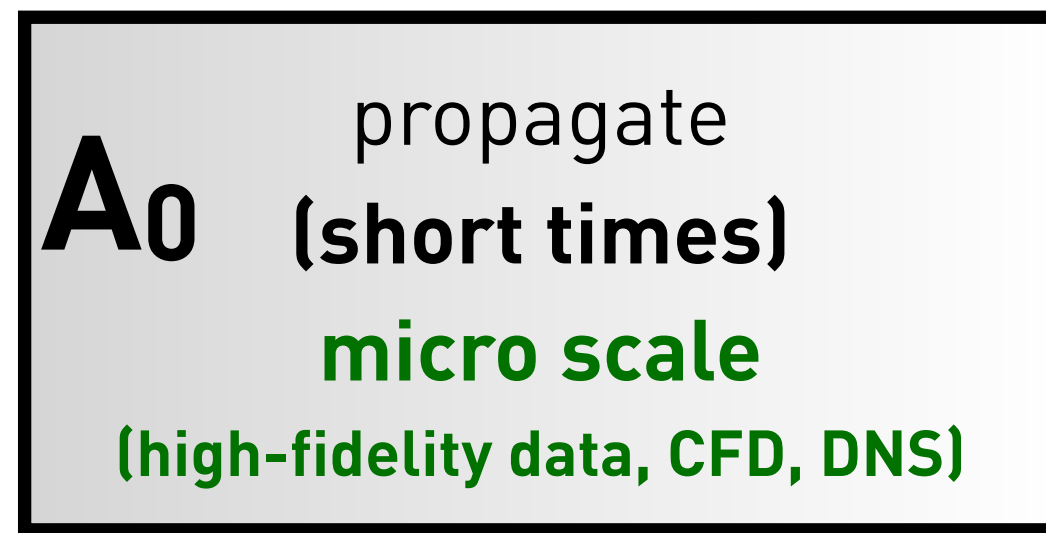
A

A₀ propagate
(short times)
micro scale
(high-fidelity data, CFD, DNS)

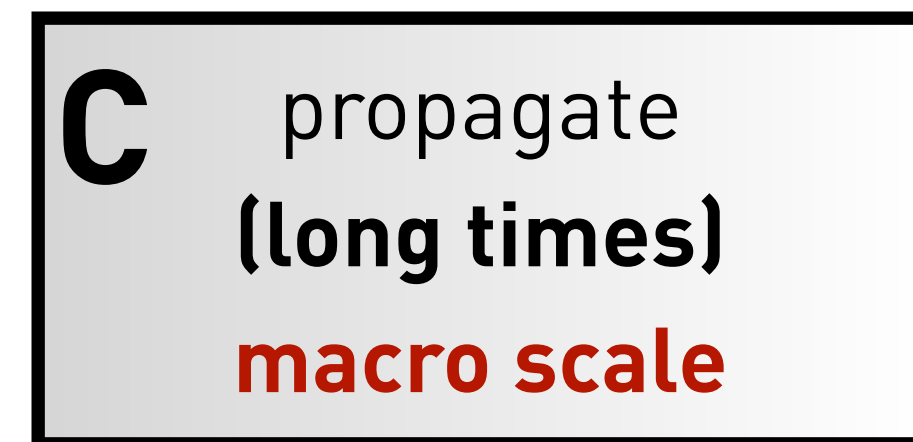


B₀ learn & initialise
macro scale
(Μάθηση “effective” εξισώσεων στον
λανθάνοντα χώρο.)





RESTRICTING /AVERAGING
(micro → macro)
e.g. AEs / DiffMaps / analytic

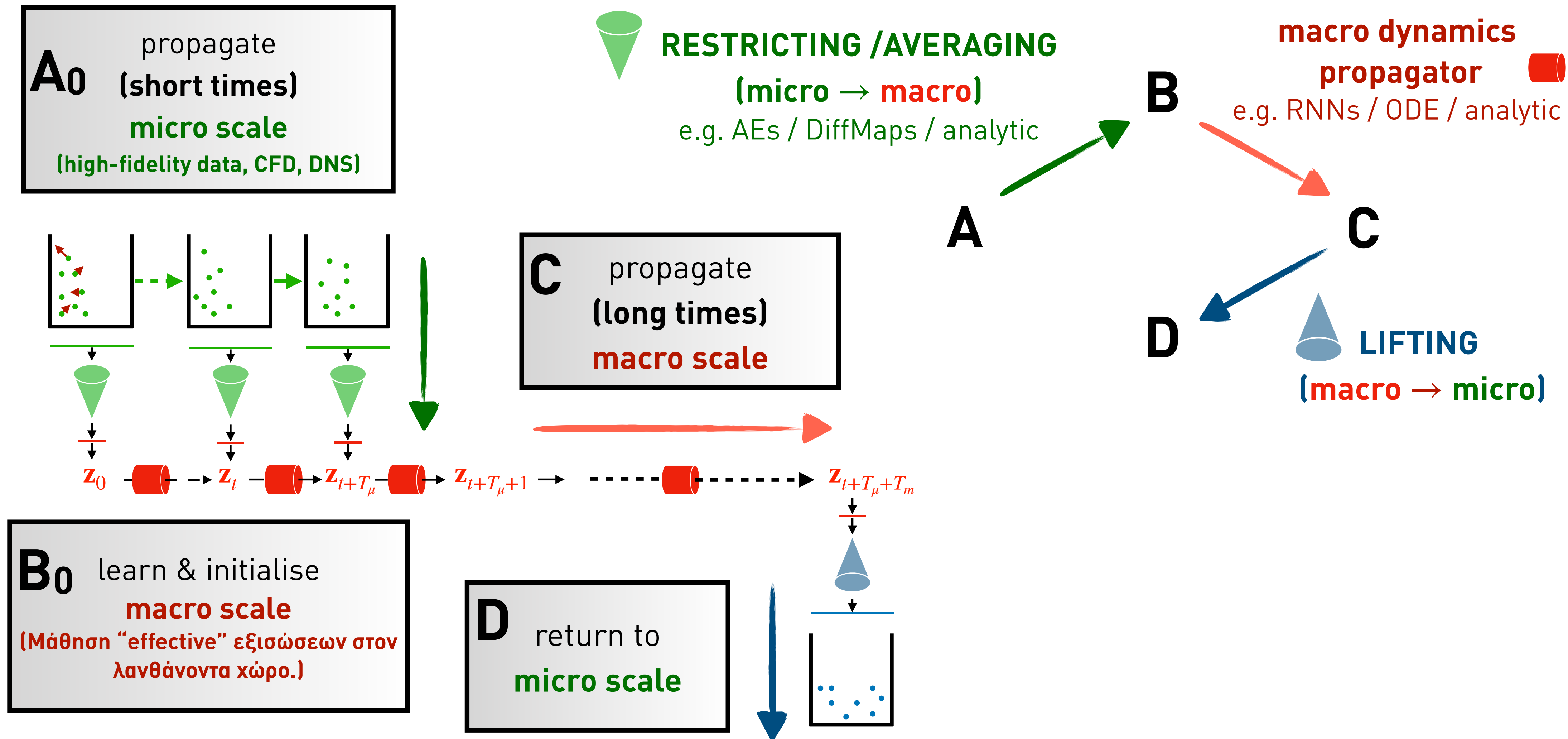


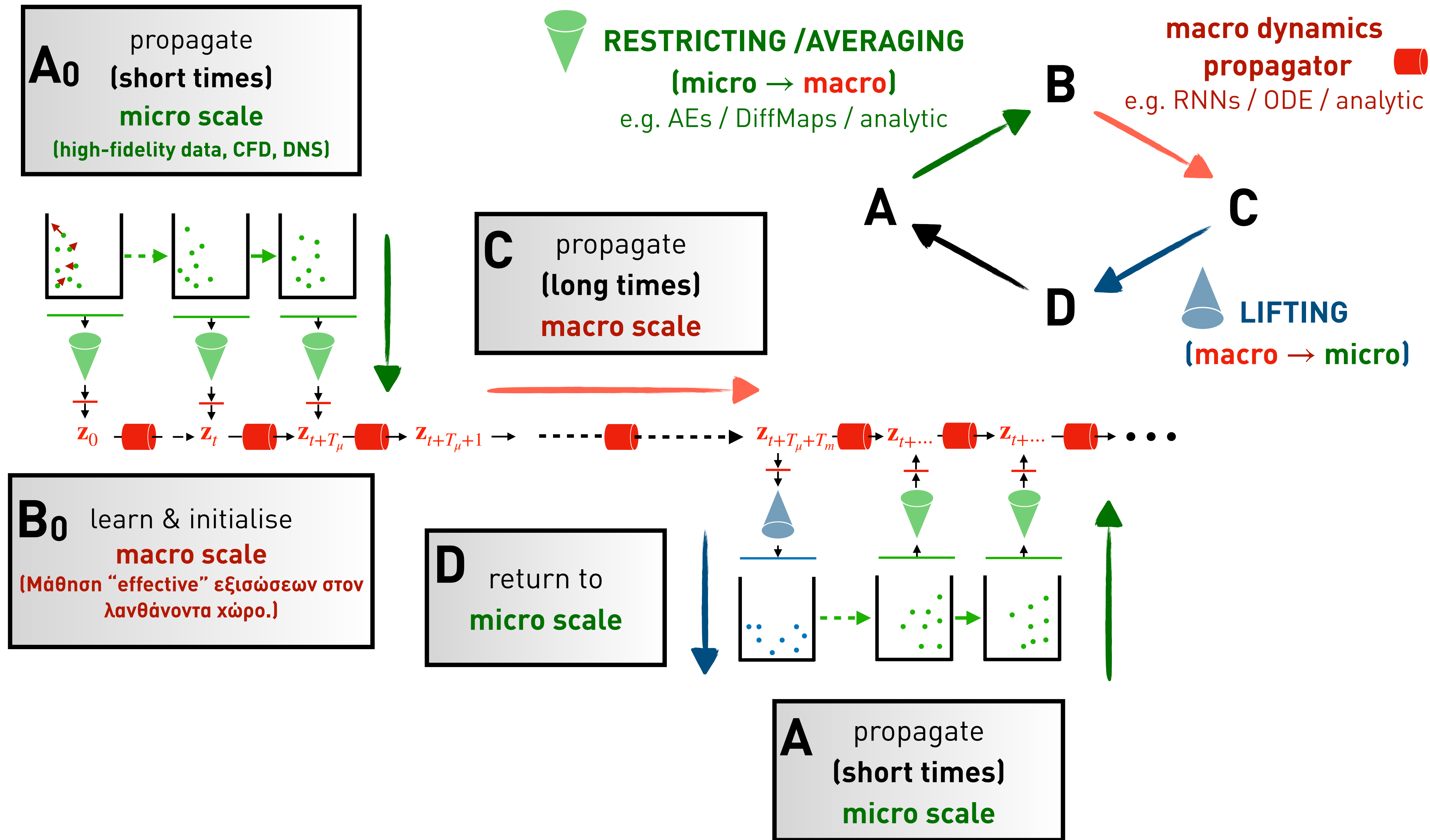
A

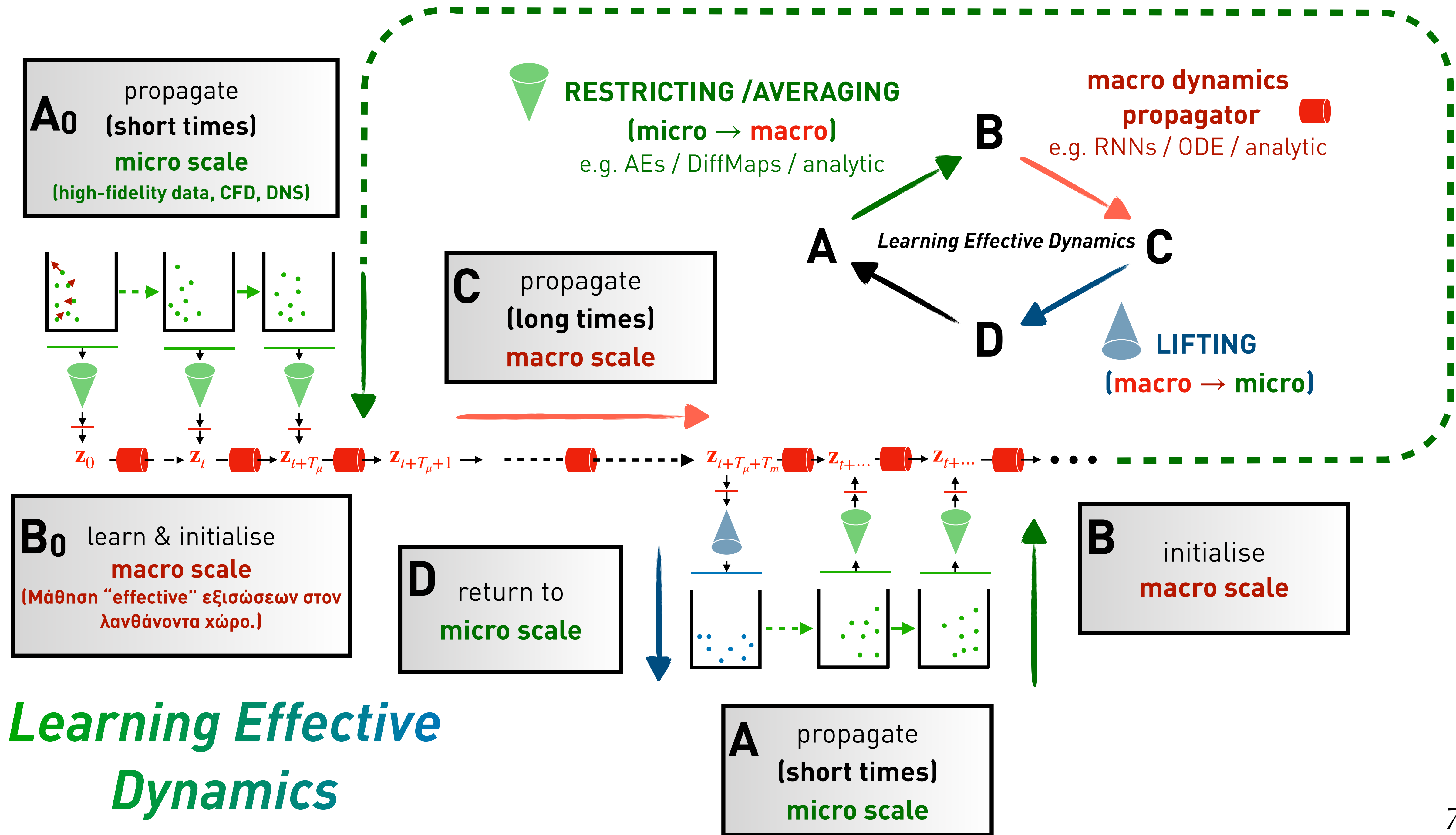
B

**macro dynamics
propagator**
e.g. RNNs / ODE / analytic

C

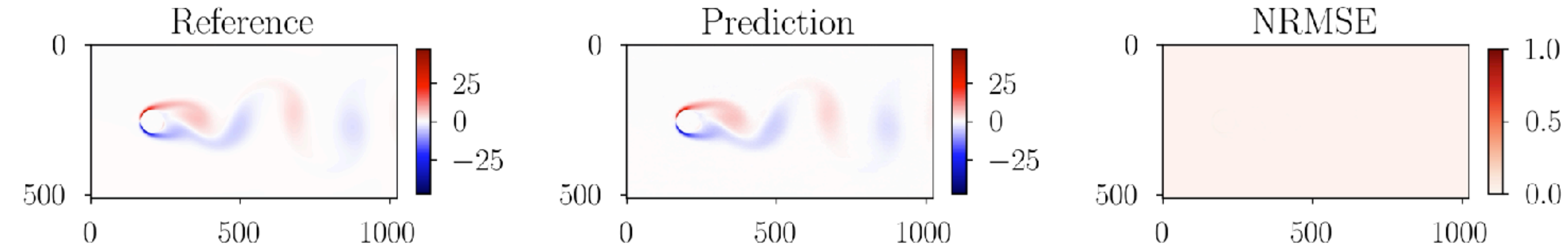






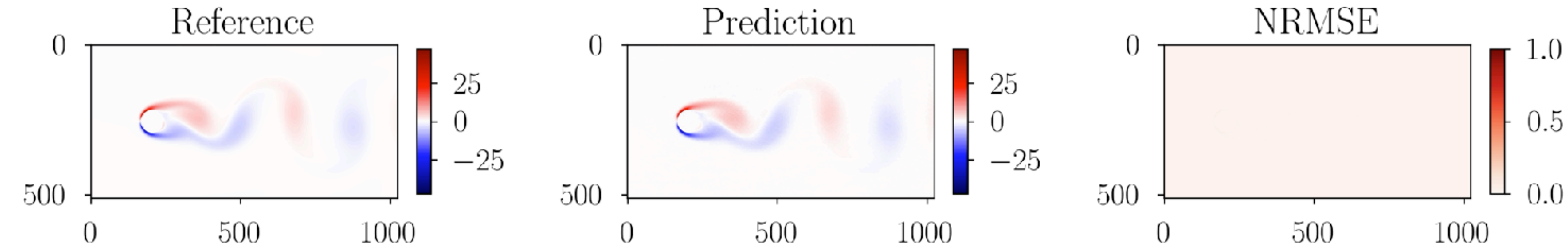
Learning Effective Dynamics (LED)

PR Vlachas, G Arampatzis, C Uhler, P Koumoutsakos,
*Multiscale Simulations of Complex Systems
by Learning their Effective Dynamics,*
Nature Machine Intelligence, 2022



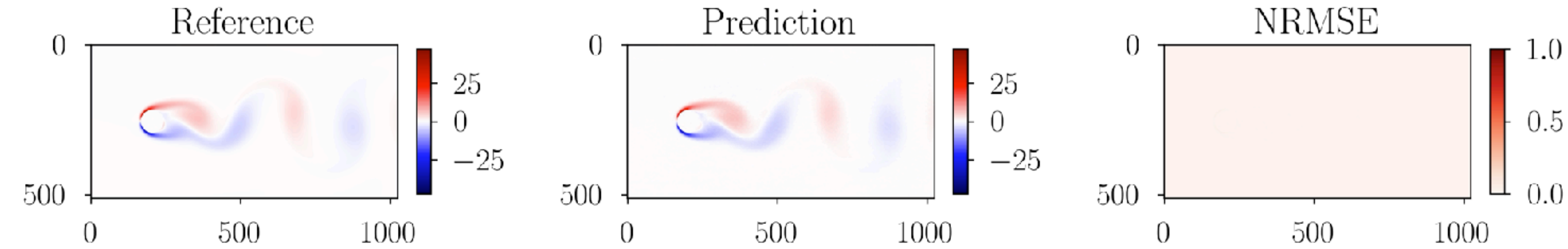
Learning Effective Dynamics (LED)

PR Vlachas, G Arampatzis, C Uhler, P Koumoutsakos,
*Multiscale Simulations of Complex Systems
by Learning their Effective Dynamics,*
Nature Machine Intelligence, 2022



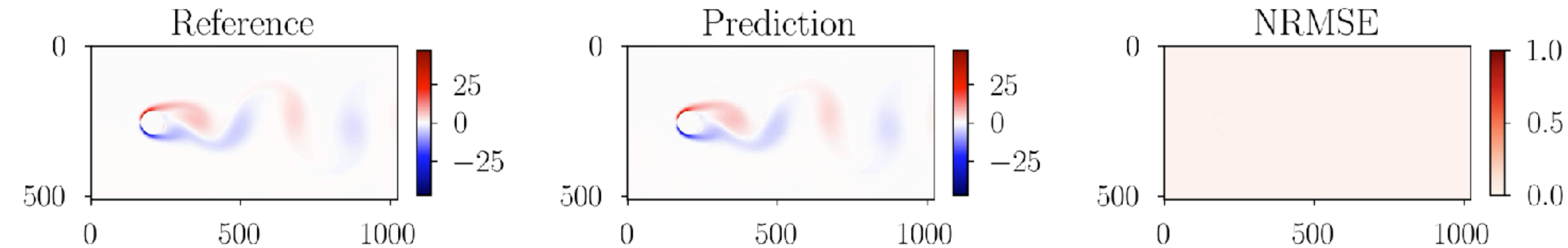
- Το **LED** συνδυάζει **δεδομένα** και **φυσική γνώση** για να μάθει τις **αποτελεσματικές (effective) δυναμικές** ενός πολύπλοκου συστήματος.

Learning Effective Dynamics (LED)



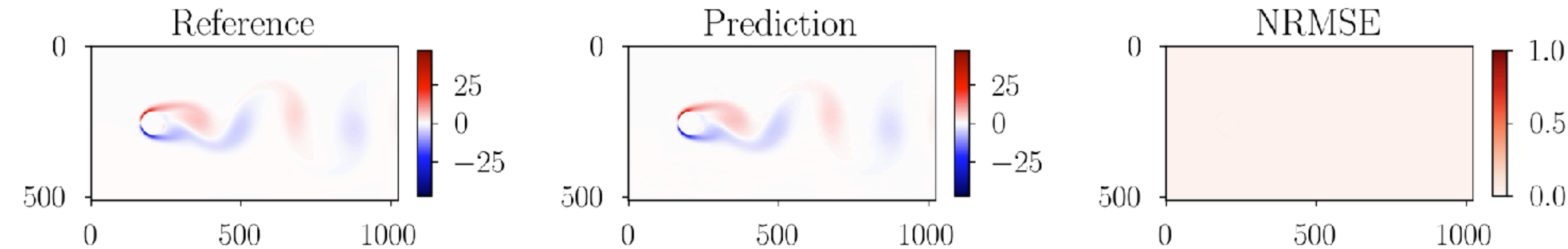
- Το **LED** συνδυάζει **δεδομένα** και **φυσική γνώση** για να μάθει τις **αποτελεσματικές (effective) δυναμικές** ενός πολύπλοκου συστήματος.
- Εκπαιδεύεται σε δεδομένα υψηλής πιστότητας (DNS / CFD) και **προβλέπει τη μακροχρόνια συμπεριφορά** του συστήματος με **πολλαπλάσια ταχύτητα και χαμηλό υπολογιστικό κόστος**.

Learning Effective Dynamics (LED)



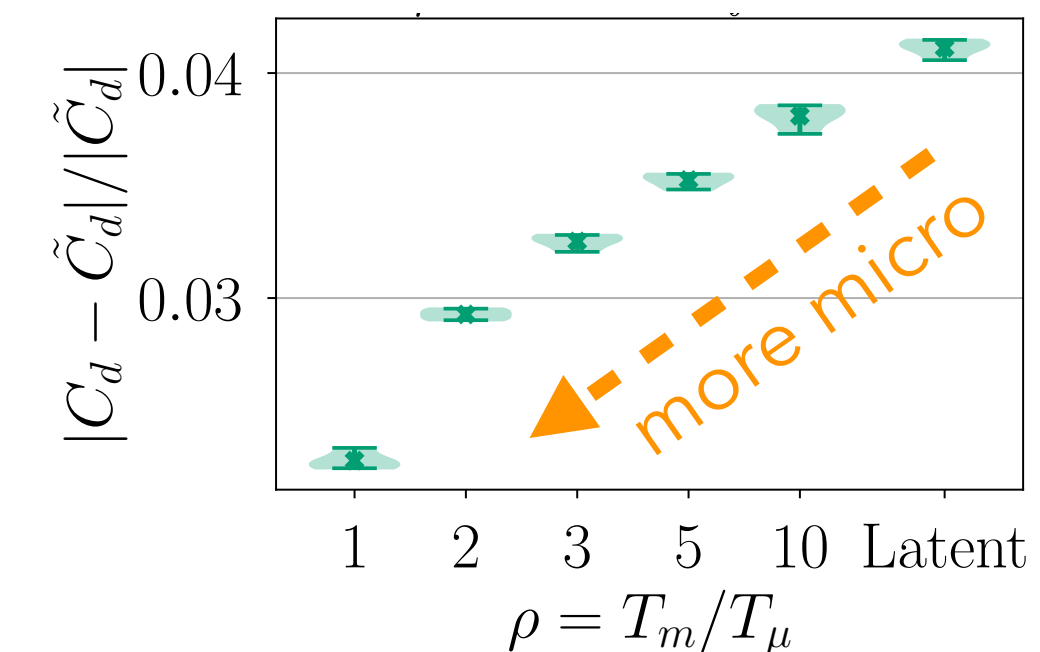
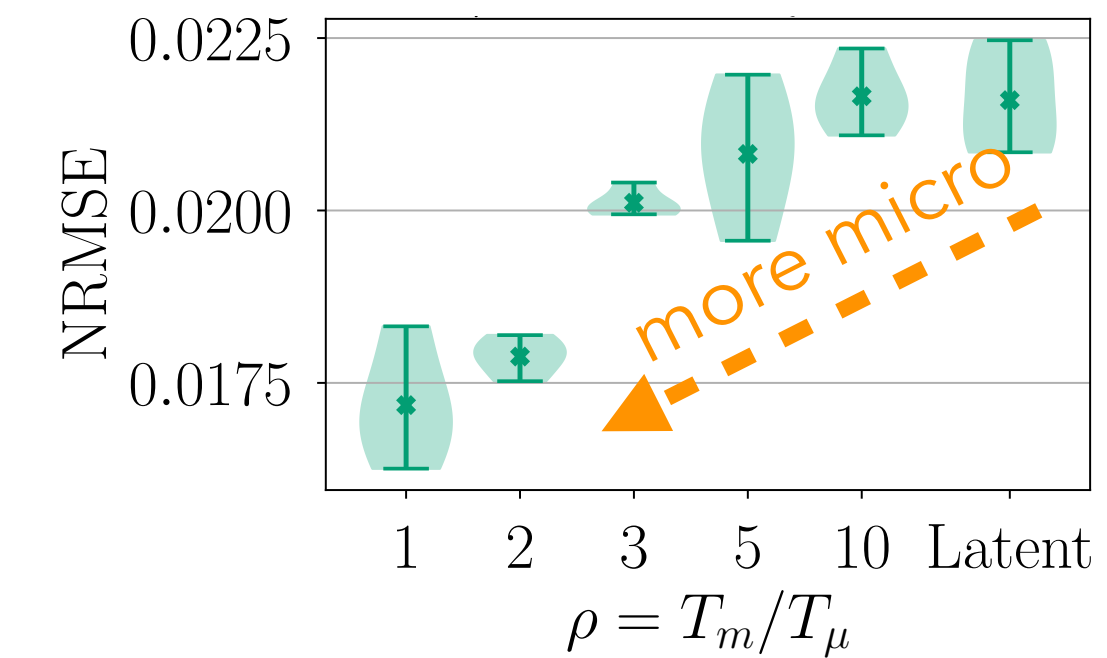
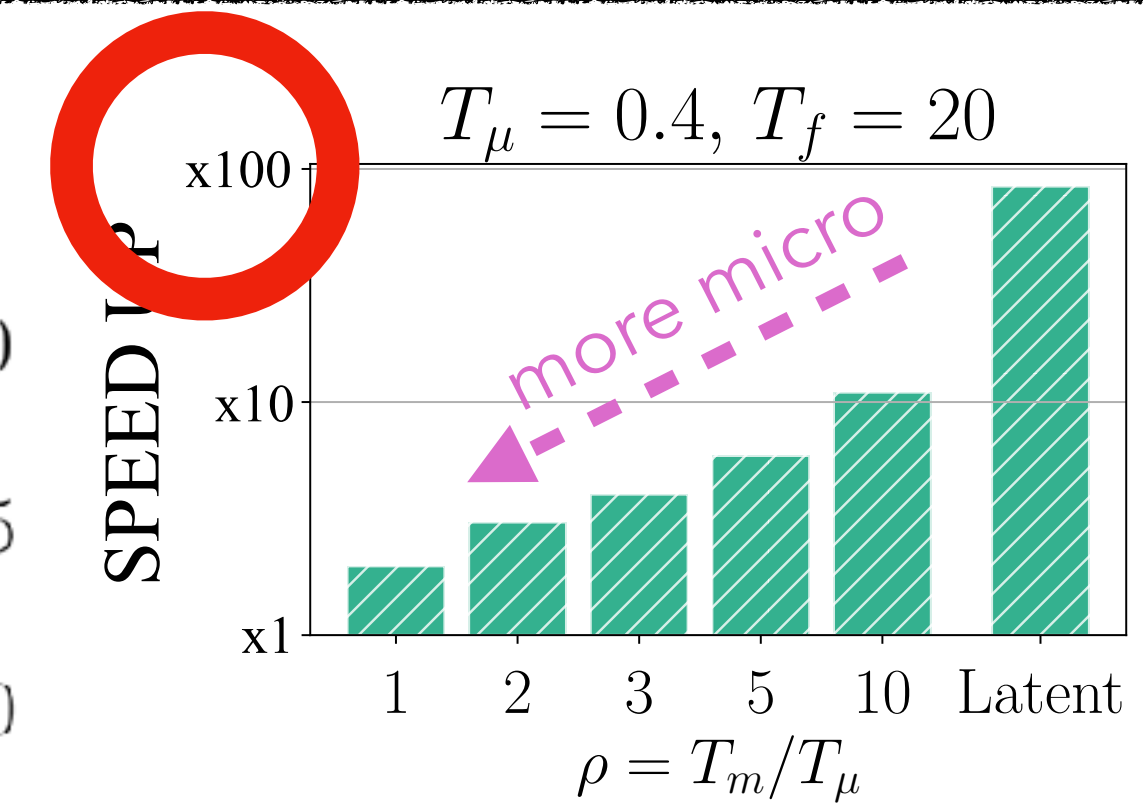
- Το **LED** συνδυάζει **δεδομένα** και **φυσική γνώση** για να μάθει τις **αποτελεσματικές (effective) δυναμικές** ενός πολύπλοκου συστήματος.
- Εκπαιδεύεται σε δεδομένα υψηλής πιστότητας (DNS / CFD) και **προβλέπει τη μακροχρόνια συμπεριφορά** του συστήματος με **πολλαπλάσια ταχύτητα και χαμηλό υπολογιστικό κόστος**.
- Διατηρεί τη **φυσική συνέπεια** και τον **πολυκλιμακωτό χαρακτήρα** των ροών.

Learning Effective Dynamics (LED)



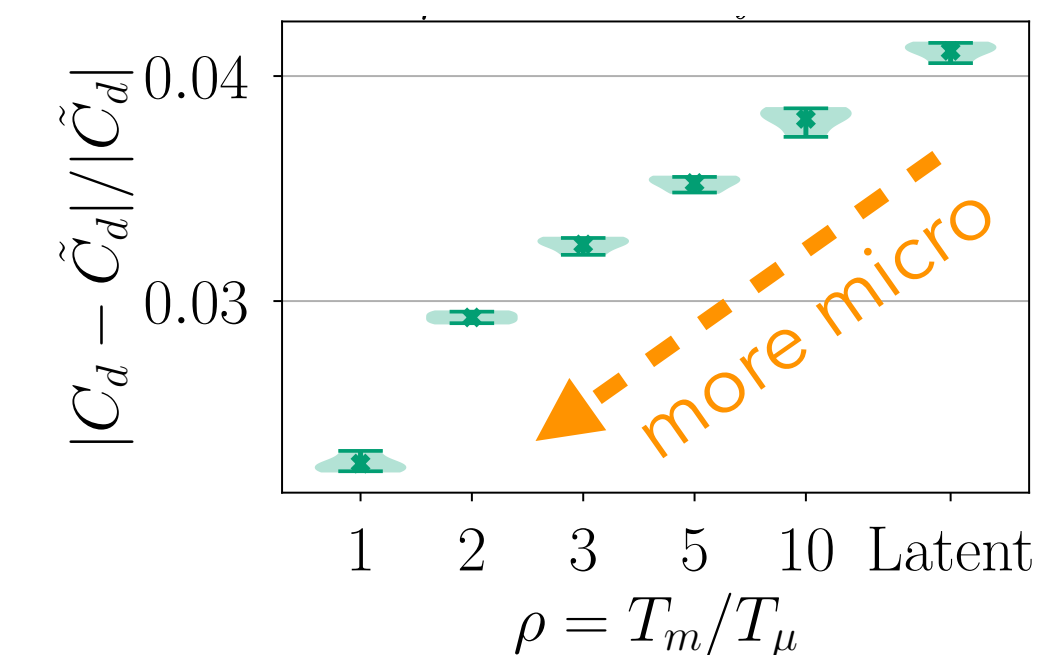
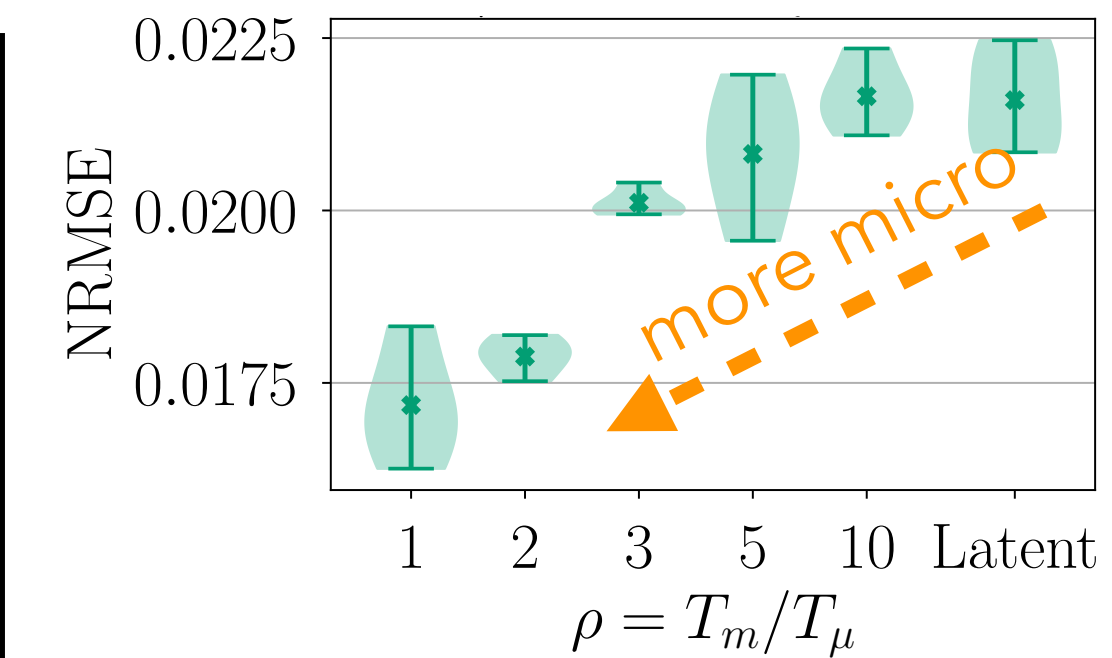
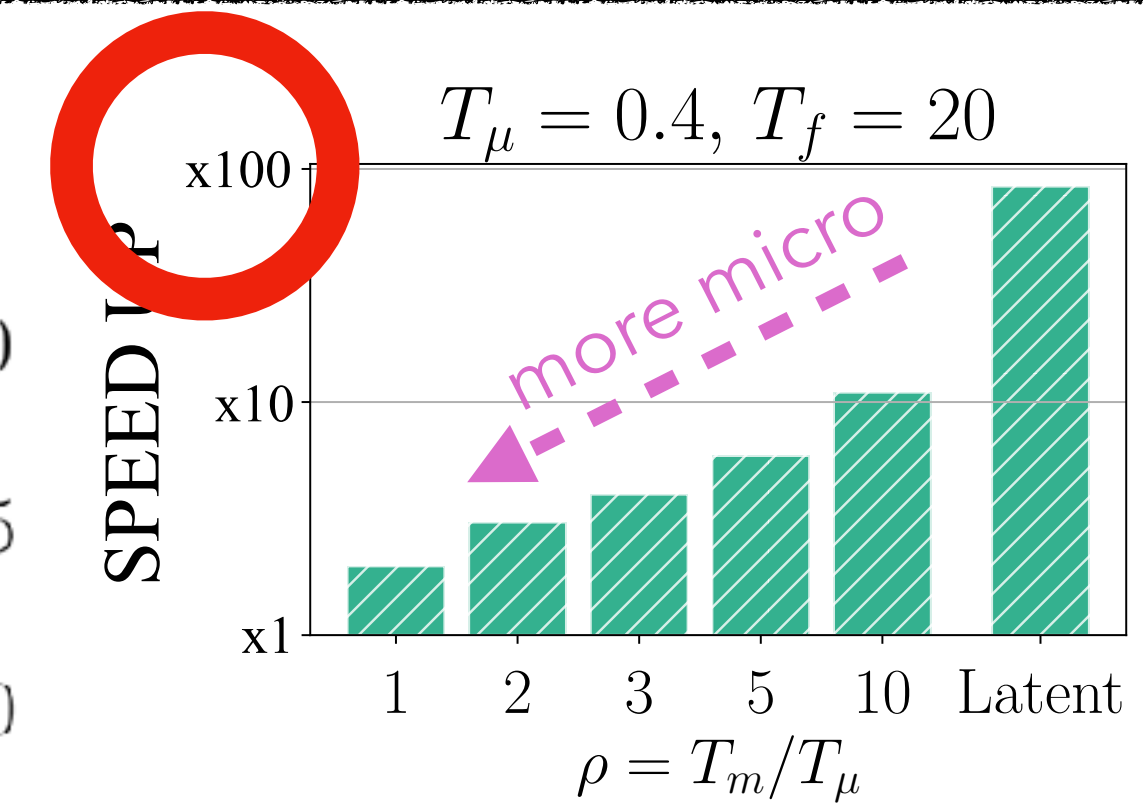
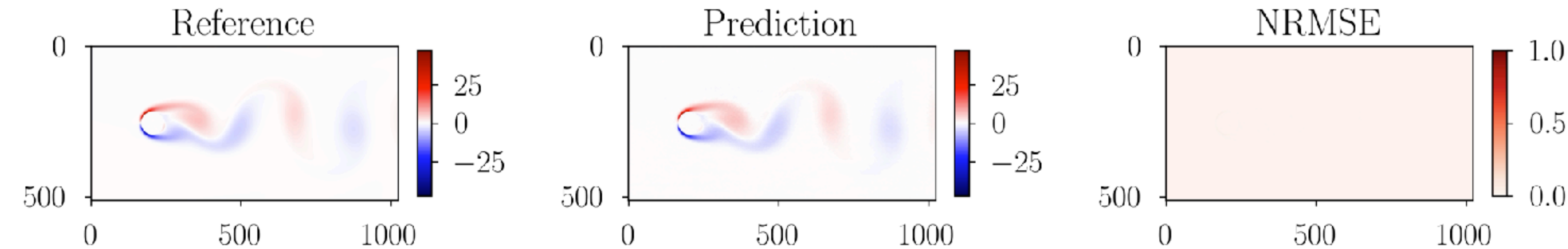
- Το **LED** συνδυάζει **δεδομένα** και **φυσική γνώση** για να μάθει τις **αποτελεσματικές (effective) δυναμικές** ενός πολύπλοκου συστήματος.
- Εκπαιδεύεται σε δεδομένα υψηλής πιστότητας (DNS / CFD) και **προβλέπει τη μακροχρόνια συμπεριφορά** του συστήματος με **πολλαπλάσια ταχύτητα και χαμηλό υπολογιστικό κόστος**.
- Διατηρεί τη **φυσική συνέπεια** και τον **πολυκλιμακωτό χαρακτήρα** των ροών.
- Εφαρμόστηκε σε **χαοτικά συστήματα υψηλής διάστασης** (Kuramoto-Sivashinsky) και σε **ροές γύρω από κύλινδρο** για $Re = 100-1000$.

Learning Effective Dynamics (LED)



- Το **LED** συνδυάζει **δεδομένα** και **φυσική γνώση** για να μάθει τις **αποτελεσματικές (effective) δυναμικές** ενός πολύπλοκου συστήματος.
- Εκπαιδεύεται σε δεδομένα υψηλής πιστότητας (DNS / CFD) και **προβλέπει τη μακροχρόνια συμπεριφορά** του συστήματος με **πολλαπλάσια ταχύτητα και χαμηλό υπολογιστικό κόστος**.
- Διατηρεί τη **φυσική συνέπεια** και τον **πολυκλιμακωτό χαρακτήρα** των ροών.
- Εφαρμόστηκε σε **χαοτικά συστήματα υψηλής διάστασης** (Kuramoto-Sivashinsky) και σε **ροές γύρω από κύλινδρο** για $Re = 100-1000$.
- Επιτυγχάνει **πολύ χαμηλό σφάλμα** (NRMSE) και **2-3 τάξεις μεγέθους ταχύτερη προσομοίωση** σε σχέση με πλήρη CFD υπολογισμούς.

Learning Effective Dynamics (LED)



- Το **LED** συνδυάζει **δεδομένα** και **φυσική γνώση** για να μάθει τις **αποτελεσματικές (effective) δυναμικές** ενός πολύπλοκου συστήματος.
- Εκπαιδεύεται σε δεδομένα υψηλής πιστότητας (DNS / CFD) και **προβλέπει τη μακροχρόνια συμπεριφορά** του συστήματος με **πολλαπλάσια ταχύτητα και χαμηλό υπολογιστικό κόστος**.
- Διατηρεί τη **φυσική συνέπεια** και τον **πολυκλιμακωτό χαρακτήρα** των ροών.
- Εφαρμόστηκε σε **χαοτικά συστήματα υψηλής διάστασης** (Kuramoto-Sivashinsky) και σε **ροές γύρω από κύλινδρο** για $Re = 100-1000$.
- Επιτυγχάνει **πολύ χαμηλό σφάλμα** (NRMSE) και **2-3 τάξεις μεγέθους ταχύτερη προσομοίωση** σε σχέση με πλήρη CFD υπολογισμούς.
- Υπερτερεί σε **ακρίβεια και σταθερότητα** έναντι άλλων μεθόδων αιχμής, όπως τα SINDy και Reservoir Computing (RC).

Προσαρμοστικό LED

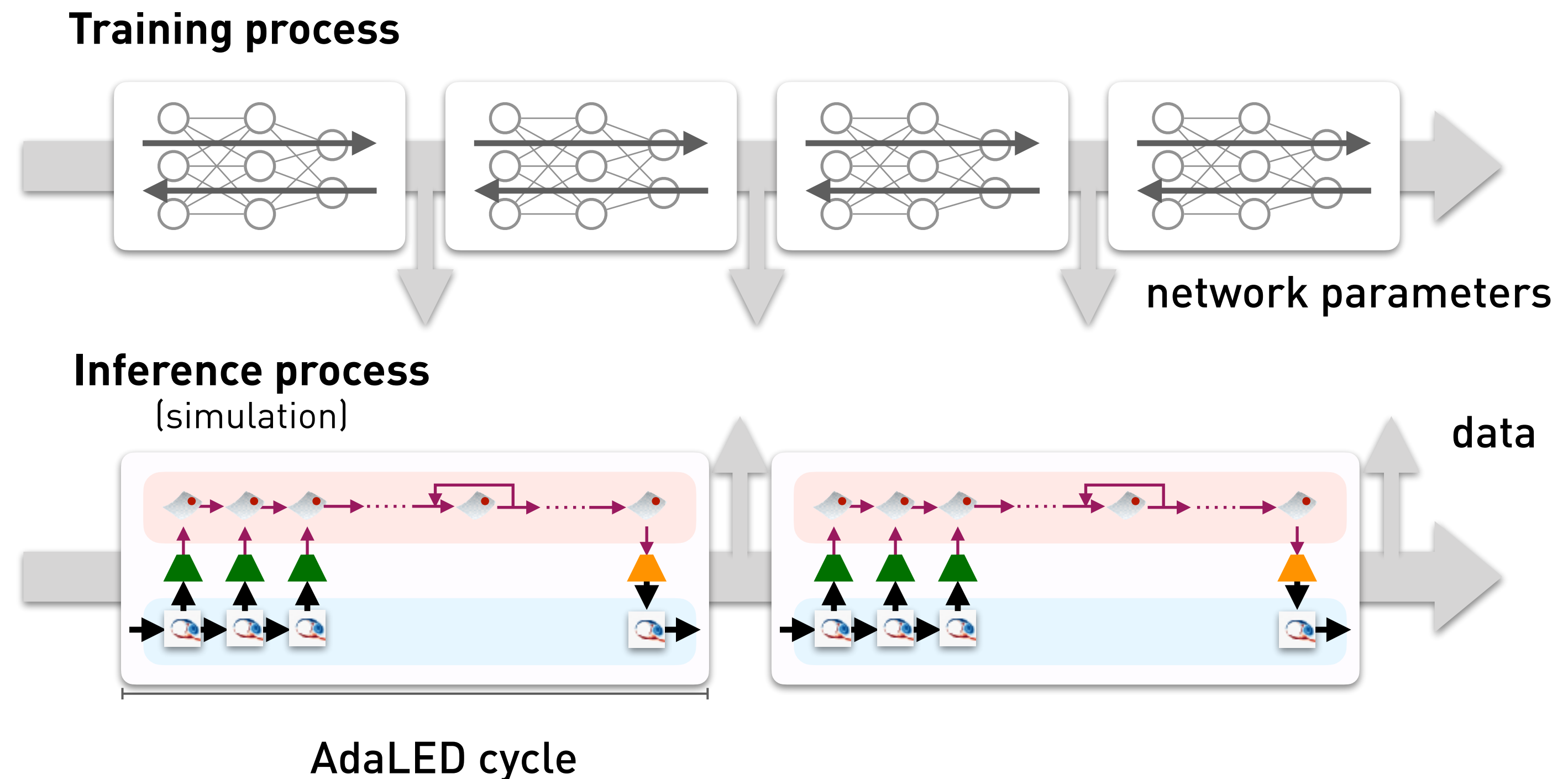
I Kičić, PR Vlachas, G Arampatzis, M Chatzimanolakis, L Guibas, P Koumoutsakos,
Adaptive learning of effective dynamics for online modeling of complex systems,
Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, 2023

- Πρόκληση: Τα παραδοσιακά surrogate μοντέλα **αποτυγχάνουν όταν η δυναμική του συστήματος μεταβάλλεται** ή όταν το μοντέλο συναντά καταστάσεις εκτός του πεδίου εκπαίδευσης (out-of-distribution).

Προσαρμοστικό LED

I Kičić, PR Vlachas, G Arampatzis, M Chatzimanolakis, L Guibas, P Koumoutsakos,
Adaptive learning of effective dynamics for online modeling of complex systems,
Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, 2023

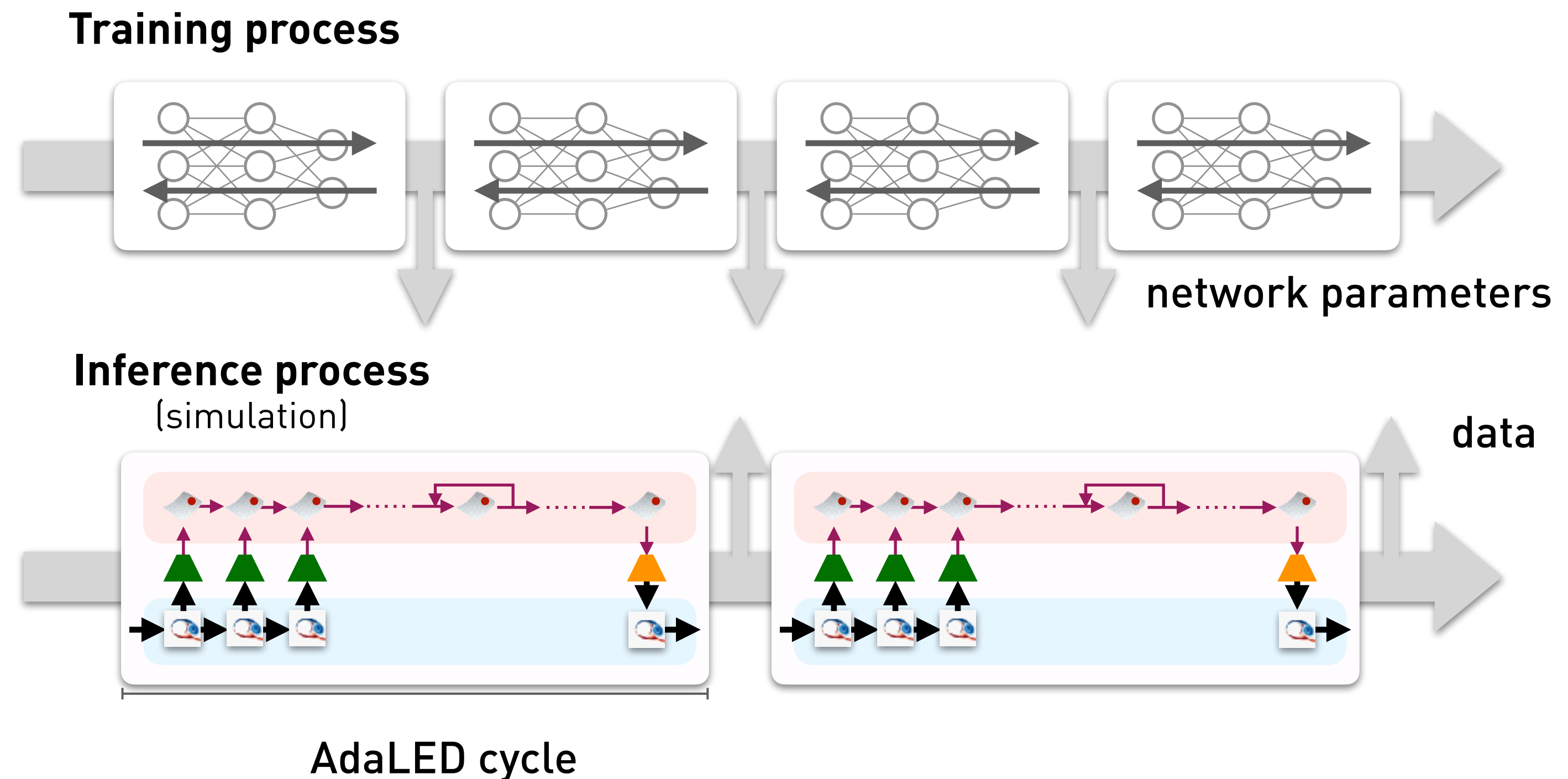
- Πρόκληση: Τα παραδοσιακά surrogate μοντέλα **αποτυγχάνουν όταν η δυναμική του συστήματος μεταβάλλεται** ή όταν το μοντέλο συναντά καταστάσεις εκτός του πεδίου εκπαίδευσης (out-of-distribution).
- Η λύση του AdaLED: Συνδυάζει τη **συνεχή μάθηση** με προσομοίωση ευαισθητοποιημένη στην αβεβαιότητα, επιτρέποντας **προσαρμογή σε πραγματικό χρόνο**.



Προσαρμοστικό LED

I Kičić, PR Vlachas, G Arampatzis, M Chatzimanolakis, L Guibas, P Koumoutsakos,
Adaptive learning of effective dynamics for online modeling of complex systems,
Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, 2023

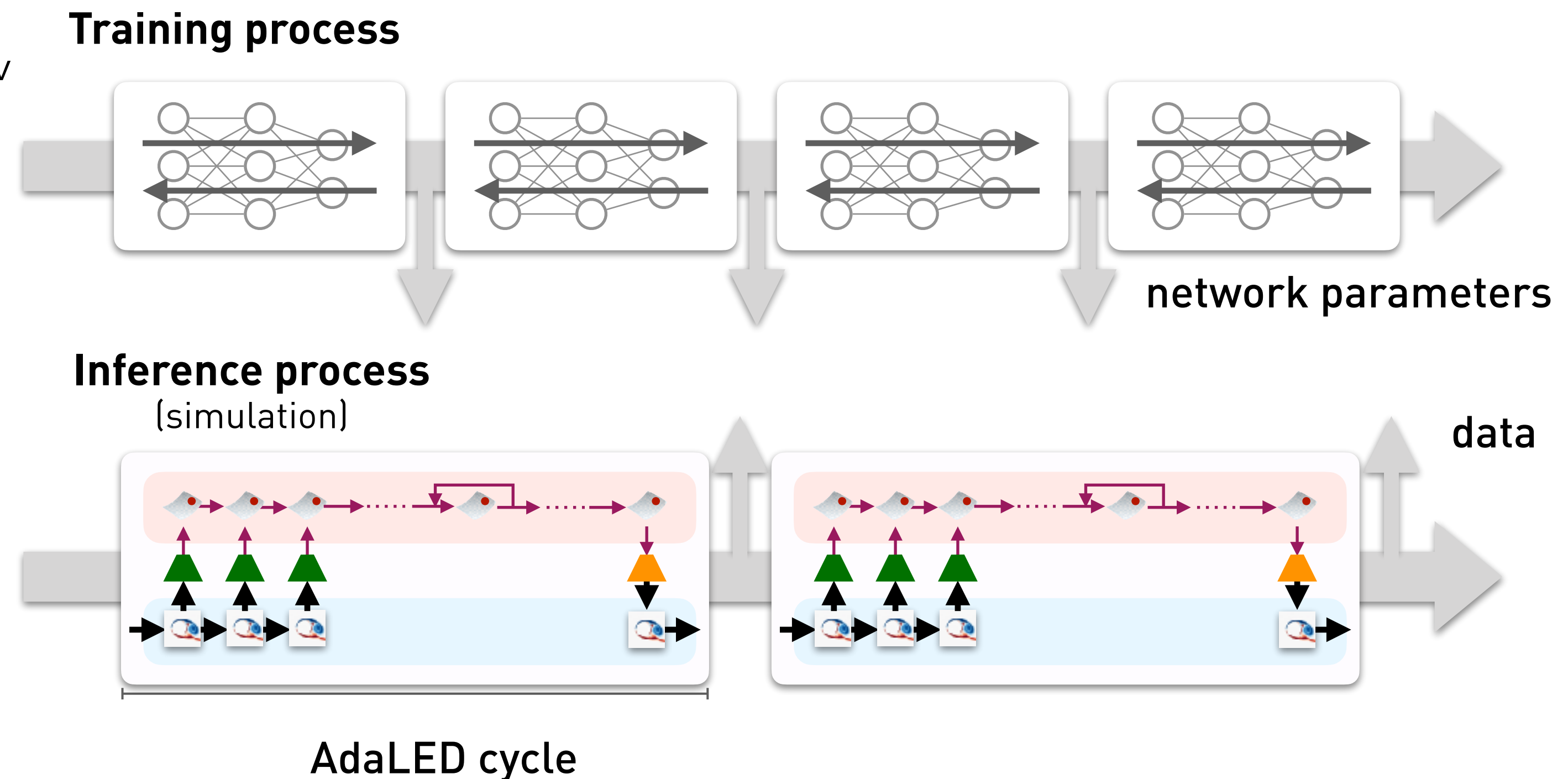
- Πρόκληση: Τα παραδοσιακά surrogate μοντέλα **αποτυγχάνουν όταν η δυναμική του συστήματος μεταβάλλεται** ή όταν το μοντέλο συναντά καταστάσεις εκτός του πεδίου εκπαίδευσης (out-of-distribution).
- Η λύση του AdaLED: Συνδυάζει τη **συνεχή μάθηση** με προσομοίωση ευαισθητοποιημένη στην αβεβαιότητα, επιτρέποντας **προσαρμογή σε πραγματικό χρόνο**.
- **Προσαρμοστική μάθηση:** Εκπαιδεύεται και προσομοιώνει ταυτόχρονα, καθώς η δυναμική του συστήματος εξελίσσεται.



Προσαρμοστικό LED

I Kičić, PR Vlachas, G Arampatzis, M Chatzimanolakis, L Guibas, P Koumoutsakos,
Adaptive learning of effective dynamics for online modeling of complex systems,
Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, 2023

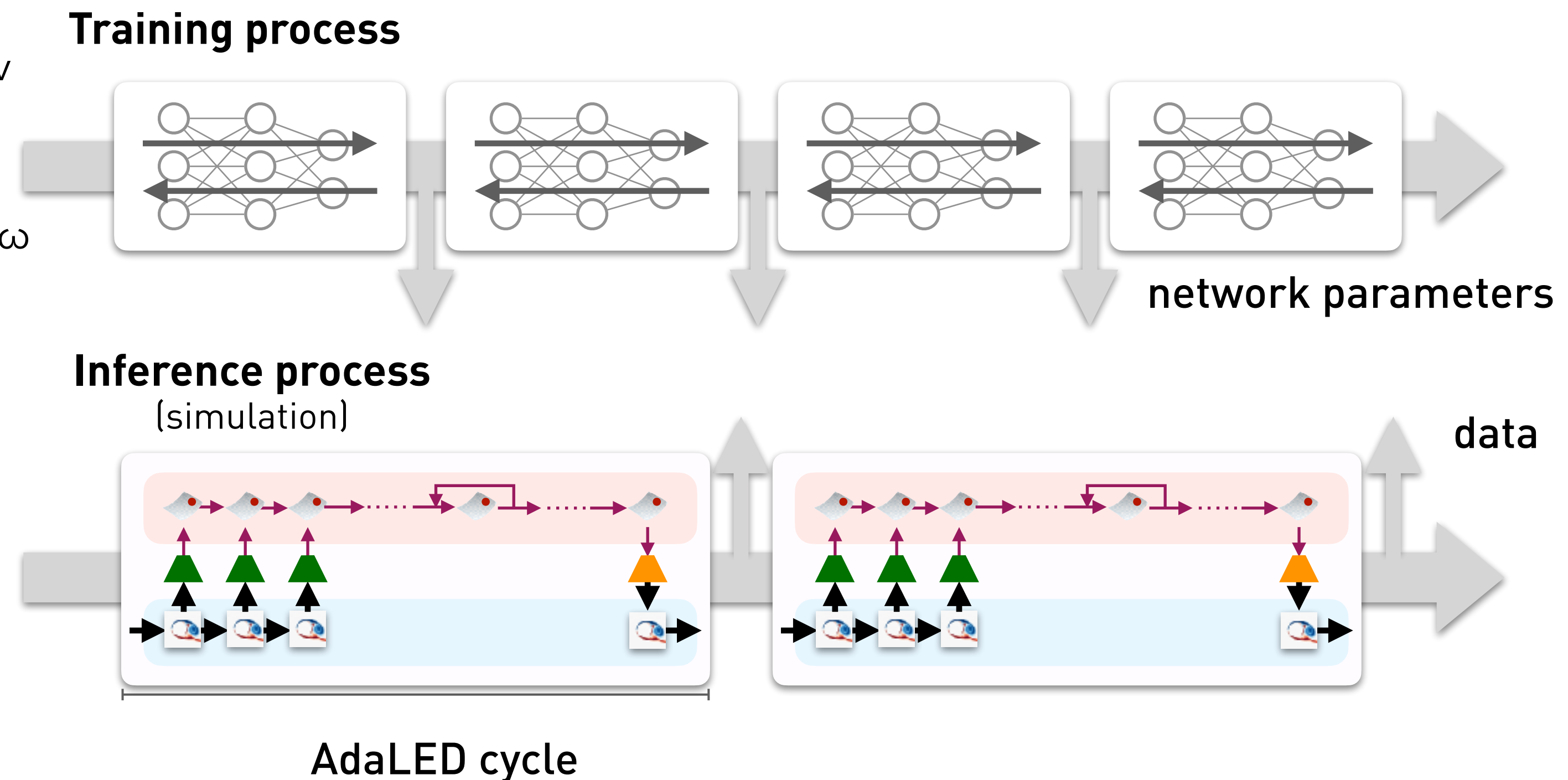
- Πρόκληση: Τα παραδοσιακά surrogate μοντέλα **αποτυγχάνουν όταν η δυναμική του συστήματος μεταβάλλεται** ή όταν το μοντέλο συναντά καταστάσεις εκτός του πεδίου εκπαίδευσης (out-of-distribution).
- Η λύση του AdaLED: Συνδυάζει τη **συνεχή μάθηση** με προσομοίωση ευαισθητοποιημένη στην αβεβαιότητα, επιτρέποντας **προσαρμογή σε πραγματικό χρόνο**.
 - **Προσαρμοστική μάθηση:** Εκπαιδεύεται και προσομοιώνει ταυτόχρονα, καθώς η δυναμική του συστήματος εξελίσσεται.
 - **Αυτοπαρακολούθηση:** Παρακολουθεί την ίδια της την ακρίβεια πρόβλεψης κατά την προσομοίωση.



Προσαρμοστικό LED

I Kičić, PR Vlachas, G Arampatzis, M Chatzimanolakis, L Guibas, P Koumoutsakos,
Adaptive learning of effective dynamics for online modeling of complex systems,
Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, 2023

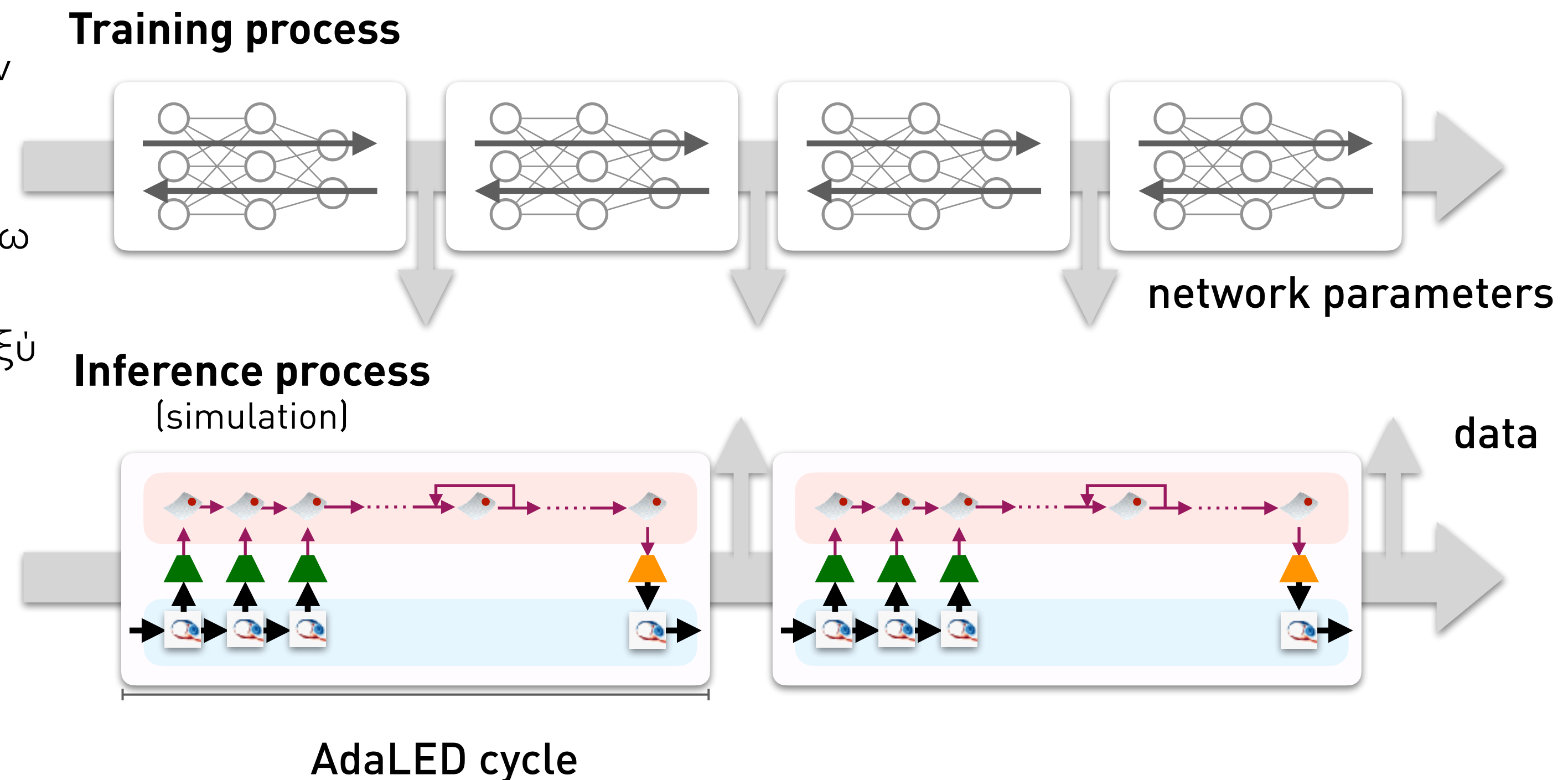
- Πρόκληση: Τα παραδοσιακά surrogate μοντέλα **αποτυγχάνουν όταν η δυναμική του συστήματος μεταβάλλεται** ή όταν το μοντέλο συναντά καταστάσεις εκτός του πεδίου εκπαίδευσης (out-of-distribution).
- Η λύση του AdaLED: Συνδυάζει τη **συνεχή μάθηση** με προσομοίωση ευαισθητοποιημένη στην αβεβαιότητα, επιτρέποντας **προσαρμογή σε πραγματικό χρόνο**.
 - **Προσαρμοστική μάθηση:** Εκπαιδεύεται και προσομοιώνει ταυτόχρονα, καθώς η δυναμική του συστήματος εξελίσσεται.
 - **Αυτοπαρακολούθηση:** Παρακολουθεί την ίδια της την ακρίβεια πρόβλεψης κατά την προσομοίωση.
 - **Ευαισθησία στην αβεβαιότητα:** Ανιχνεύει εισόδους εκτός του πεδίου εκπαίδευσης (out-of-distribution) μέσω συνόλου RNNs (RNN ensemble).



Προσαρμοστικό LED

I Kičić, PR Vlachas, G Arampatzis, M Chatzimanolakis, L Guibas, P Koumoutsakos,
Adaptive learning of effective dynamics for online modeling of complex systems,
Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, 2023

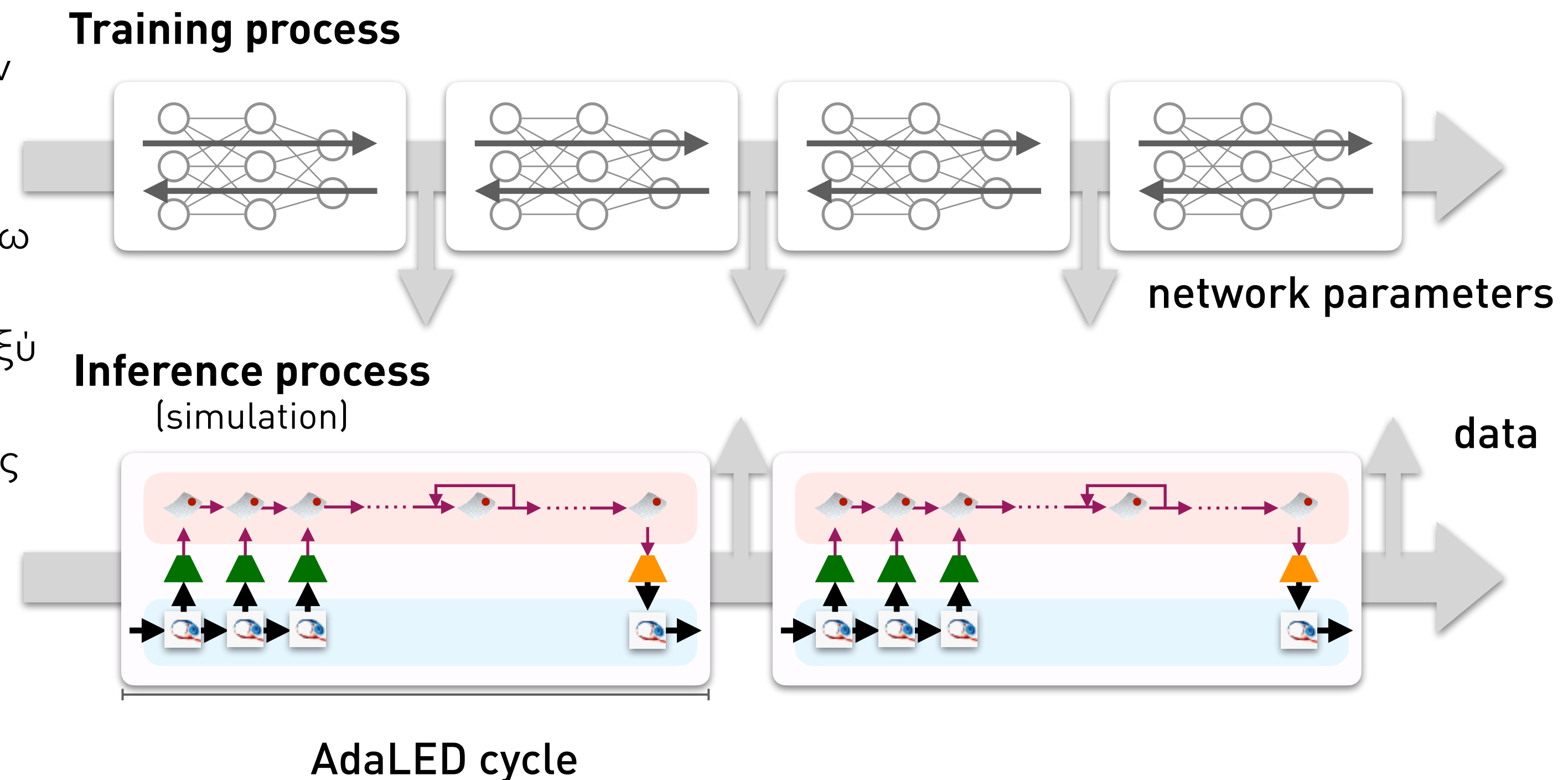
- Πρόκληση: Τα παραδοσιακά surrogate μοντέλα **αποτυγχάνουν όταν η δυναμική του συστήματος μεταβάλλεται** ή όταν το μοντέλο συναντά καταστάσεις εκτός του πεδίου εκπαίδευσης (out-of-distribution).
- Η λύση του AdaLED: Συνδυάζει τη **συνεχή μάθηση** με προσομοίωση ευαισθητοποιημένη στην αβεβαιότητα, επιτρέποντας **προσαρμογή σε πραγματικό χρόνο**.
 - **Προσαρμοστική μάθηση:** Εκπαιδεύεται και προσομοιώνει ταυτόχρονα, καθώς η δυναμική του συστήματος εξελίσσεται.
 - **Αυτοπαρακολούθηση:** Παρακολουθεί την ίδια της την ακρίβεια πρόβλεψης κατά την προσομοίωση.
 - **Ευαισθησία στην αβεβαιότητα:** Ανιχνεύει εισόδους εκτός του πεδίου εκπαίδευσης (out-of-distribution) μέσω συνόλου RNNs (RNN ensemble).
 - **Έλεγχος μικρο-μάκρο:** Εναλλάσσεται δυναμικά μεταξύ λεπτομερών και απλοποιημένων μοντέλων.



Προσαρμοστικό LED

I Kičić, PR Vlachas, G Arampatzis, M Chatzimanolakis, L Guibas, P Koumoutsakos,
Adaptive learning of effective dynamics for online modeling of complex systems,
Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, 2023

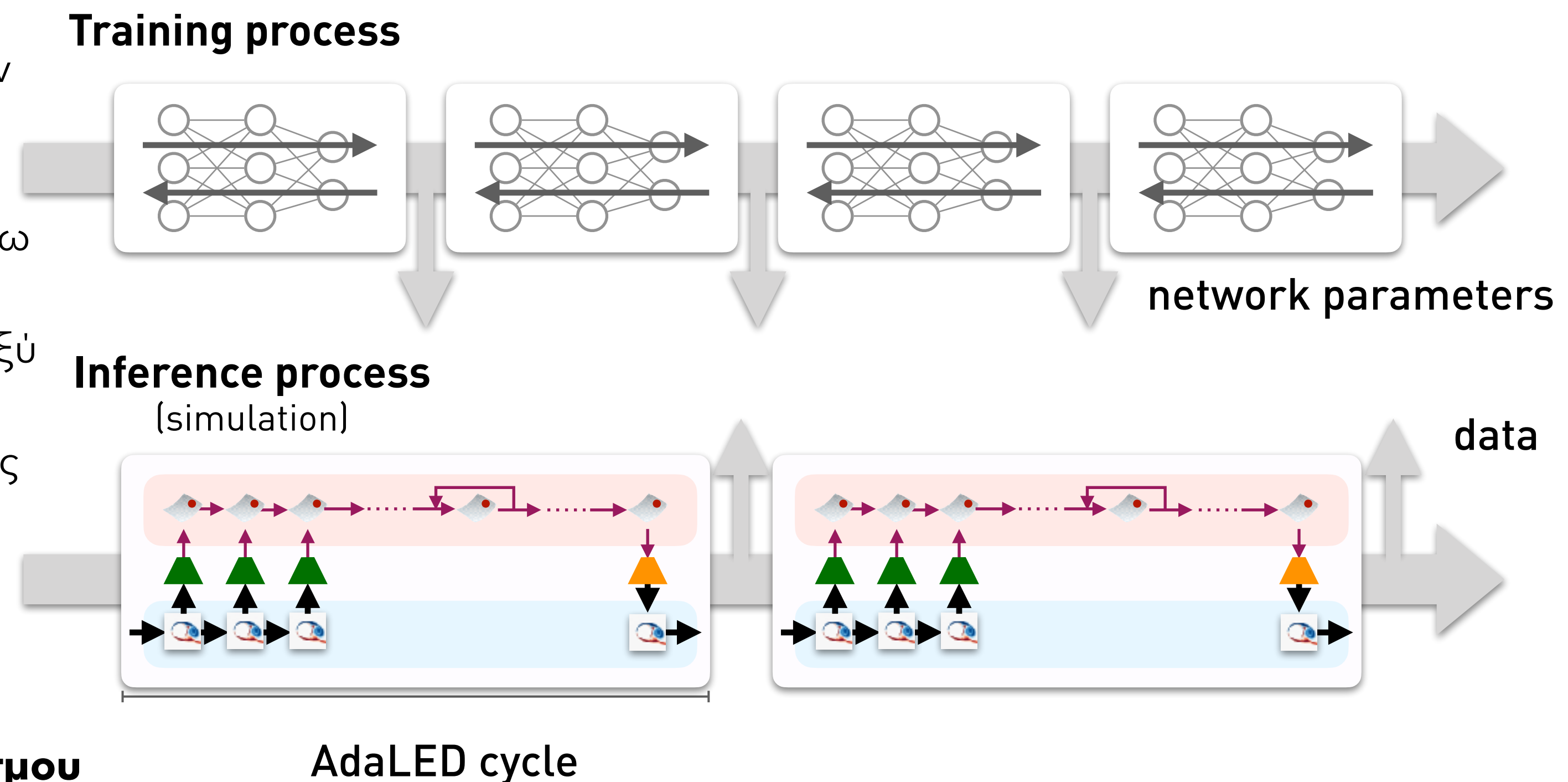
- Πρόκληση: Τα παραδοσιακά surrogate μοντέλα **αποτυγχάνουν όταν η δυναμική του συστήματος μεταβάλλεται** ή όταν το μοντέλο συναντά καταστάσεις εκτός του πεδίου εκπαίδευσης (out-of-distribution).
- Η λύση του AdaLED: Συνδυάζει τη **συνεχή μάθηση** με προσομοίωση ευαισθητοποιημένη στην αβεβαιότητα, επιτρέποντας **προσαρμογή σε πραγματικό χρόνο**.
 - **Προσαρμοστική μάθηση:** Εκπαιδεύεται και προσομοιώνει ταυτόχρονα, καθώς η δυναμική του συστήματος εξελίσσεται.
 - **Αυτοπαρακολούθηση:** Παρακολουθεί την ίδια της την ακρίβεια πρόβλεψης κατά την προσομοίωση.
 - **Ευαισθησία στην αβεβαιότητα:** Ανιχνεύει εισόδους εκτός του πεδίου εκπαίδευσης (out-of-distribution) μέσω συνόλου RNNs (RNN ensemble).
 - **Έλεγχος μικρο-μάκρο:** Εναλλάσσεται δυναμικά μεταξύ λεπτομερών και απλοποιημένων μοντέλων.
 - **Ανθεκτικότητα:** Προσαρμόζεται σε δομικές μεταβολές σε πραγματικό χρόνο.



Προσαρμοστικό LED

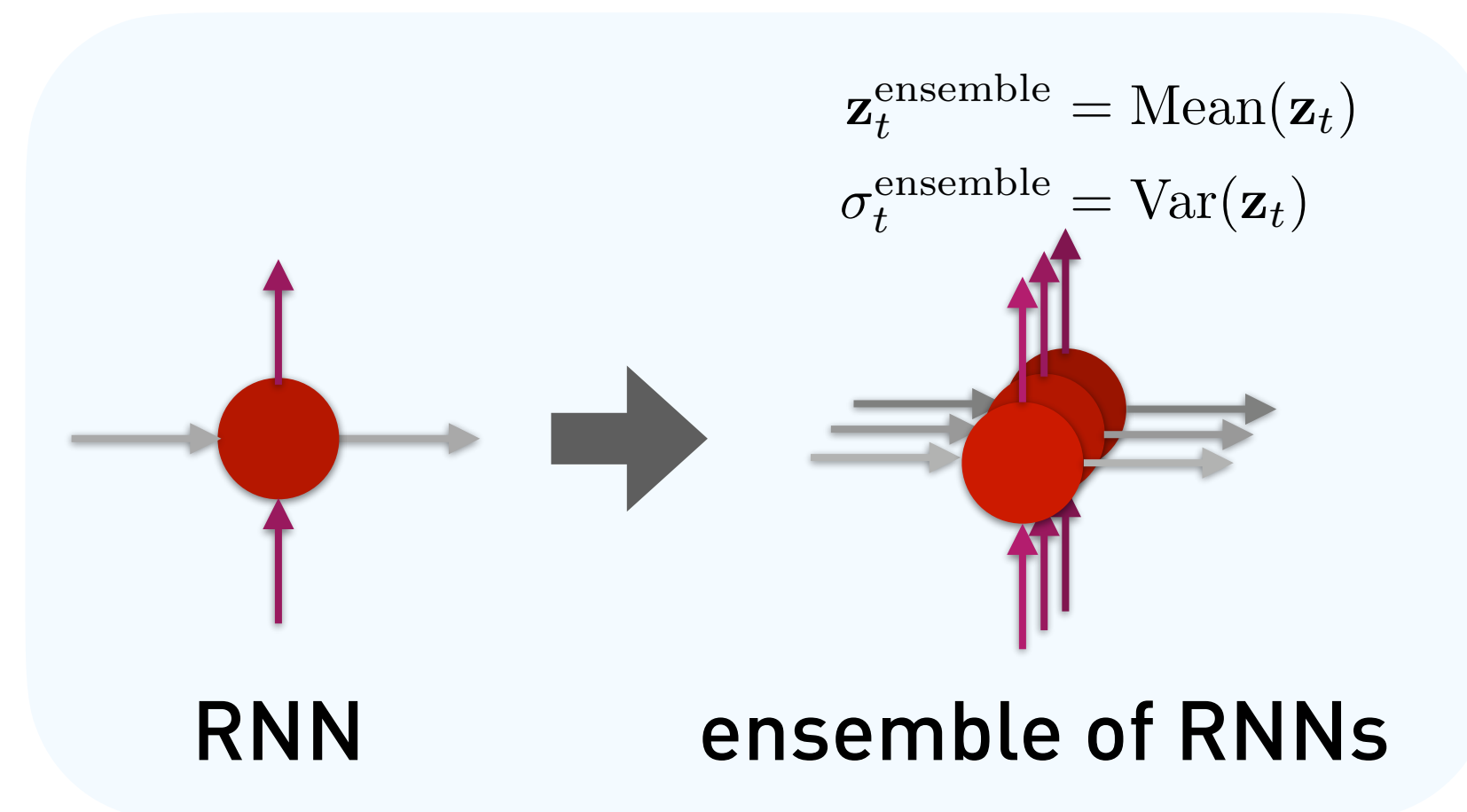
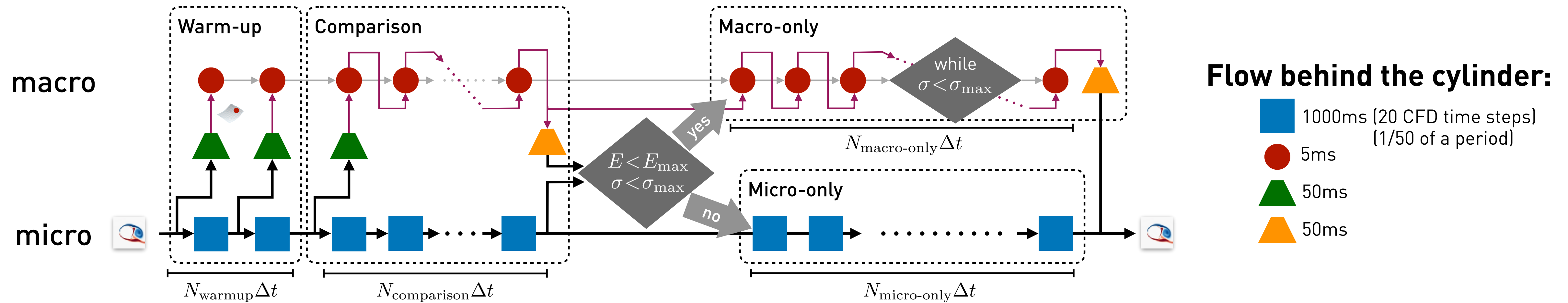
I Kičić, PR Vlachas, G Arampatzis, M Chatzimanolakis, L Guibas, P Koumoutsakos,
Adaptive learning of effective dynamics for online modeling of complex systems,
Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, 2023

- Πρόκληση: Τα παραδοσιακά surrogate μοντέλα **αποτυγχάνουν όταν η δυναμική του συστήματος μεταβάλλεται** ή όταν το μοντέλο συναντά καταστάσεις εκτός του πεδίου εκπαίδευσης (out-of-distribution).
- Η λύση του AdaLED: Συνδυάζει τη **συνεχή μάθηση** με προσομοίωση ευαισθητοποιημένη στην αβεβαιότητα, επιτρέποντας **προσαρμογή σε πραγματικό χρόνο**.
 - **Προσαρμοστική μάθηση:** Εκπαιδεύεται και προσομοιώνει ταυτόχρονα, καθώς η δυναμική του συστήματος εξελίσσεται.
 - **Αυτοπαρακολούθηση:** Παρακολουθεί την ίδια της την ακρίβεια πρόβλεψης κατά την προσομοίωση.
 - **Ευαισθησία στην αβεβαιότητα:** Ανιχνεύει εισόδους εκτός του πεδίου εκπαίδευσης (out-of-distribution) μέσω συνόλου RNNs (RNN ensemble).
 - **Έλεγχος μικρο-μάκρο:** Εναλλάσσεται δυναμικά μεταξύ λεπτομερών και απλοποιημένων μοντέλων.
 - **Ανθεκτικότητα:** Προσαρμόζεται σε δομικές μεταβολές σε πραγματικό χρόνο.
- Εφαρμογές:
 - Εκμάθηση και πρόβλεψη σε **πραγματικό χρόνο**
 - Ενισχυτική μάθηση με **εξελισσόμενα μοντέλα κόσμου**
 - **Ψηφιακά δίδυμα** φυσικών συστημάτων υπό συνεχή μεταβολή



Κύκλος του AdaLED

I Kičić, PR Vlachas, G Arampatzis, M Chatzimanolakis, L Guibas, P Koumoutsakos,
Adaptive learning of effective dynamics for online modeling of complex systems,
 Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, 2023

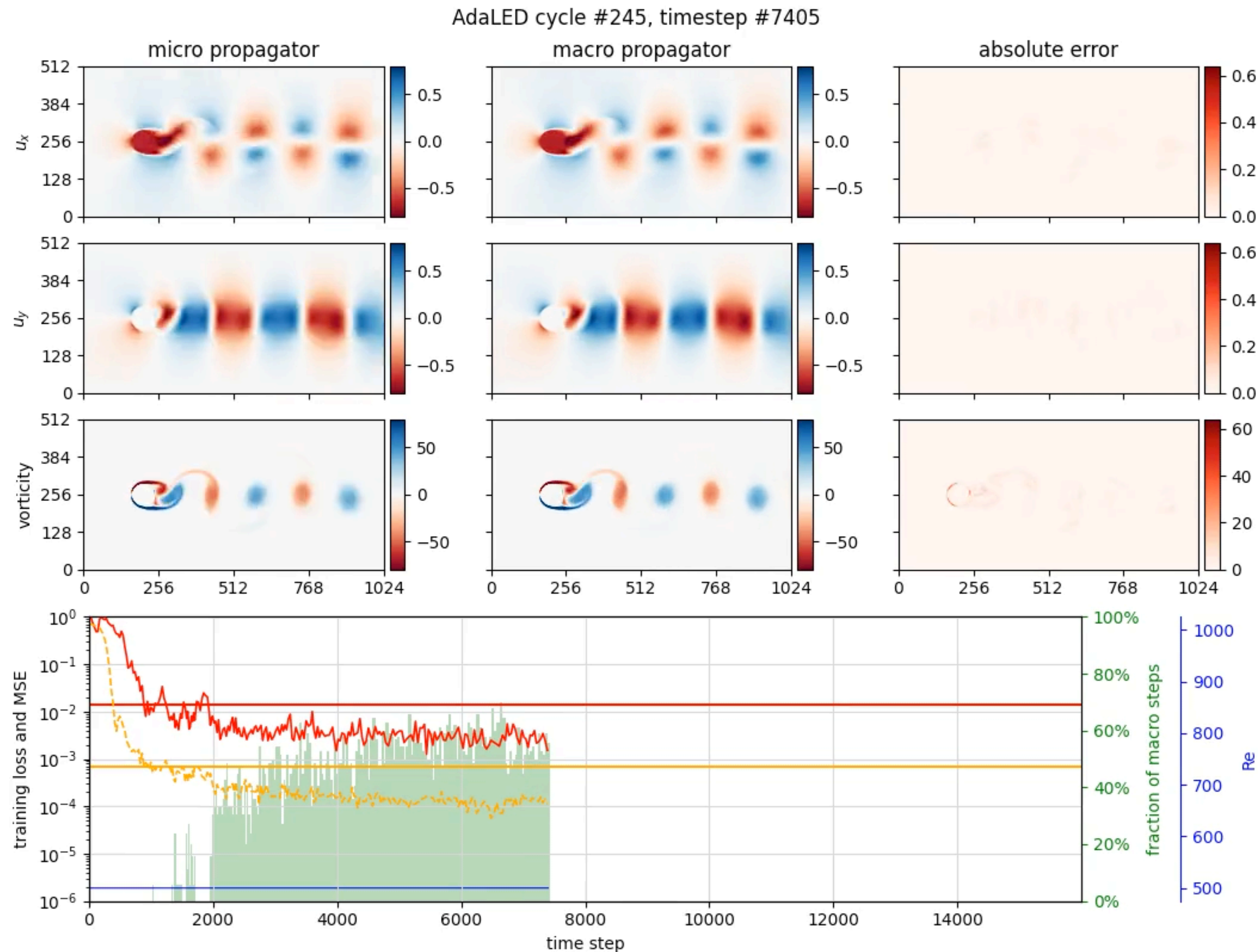


Legend:

$\mathbf{x}_t$ micro state
 $\mathbf{z}_t$ macro state
 $\mathbf{h}_t$ hidden state
 $E_{\max}$ error threshold
 $\sigma_{\max}$ uncertainty threshold

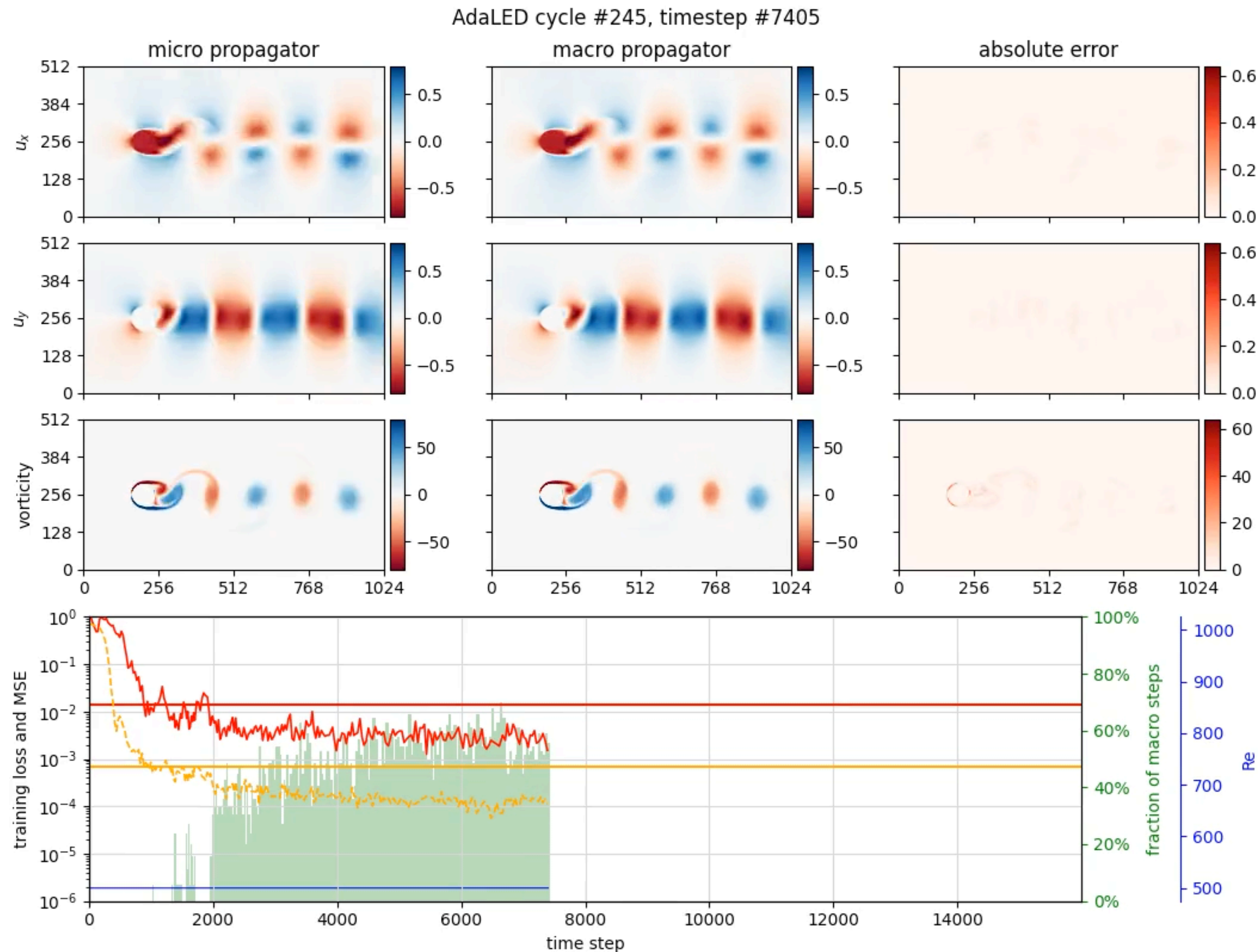
Blue square: micro propagator (solver)
 Red circle: macro propagator (RNNs)
 Green triangle: encoder
 Orange triangle: decoder

AdaLED: Ροή γύρω από κύλινδρο για μεταβαλλόμενο αριθμό Reynolds



Το AdaLED **ανιχνεύει την αλλαγή καθεστώτος** (regime change) και **προσαρμόζεται** αυτόματα σε πραγματικό χρόνο.

AdaLED: Ροή γύρω από κύλινδρο για μεταβαλλόμενο αριθμό Reynolds



Το AdaLED **ανιχνεύει την αλλαγή καθεστώτος** (regime change) και **προσαρμόζεται** αυτόματα σε πραγματικό χρόνο.

Teacher Forcing vs Autoregressive BPTT

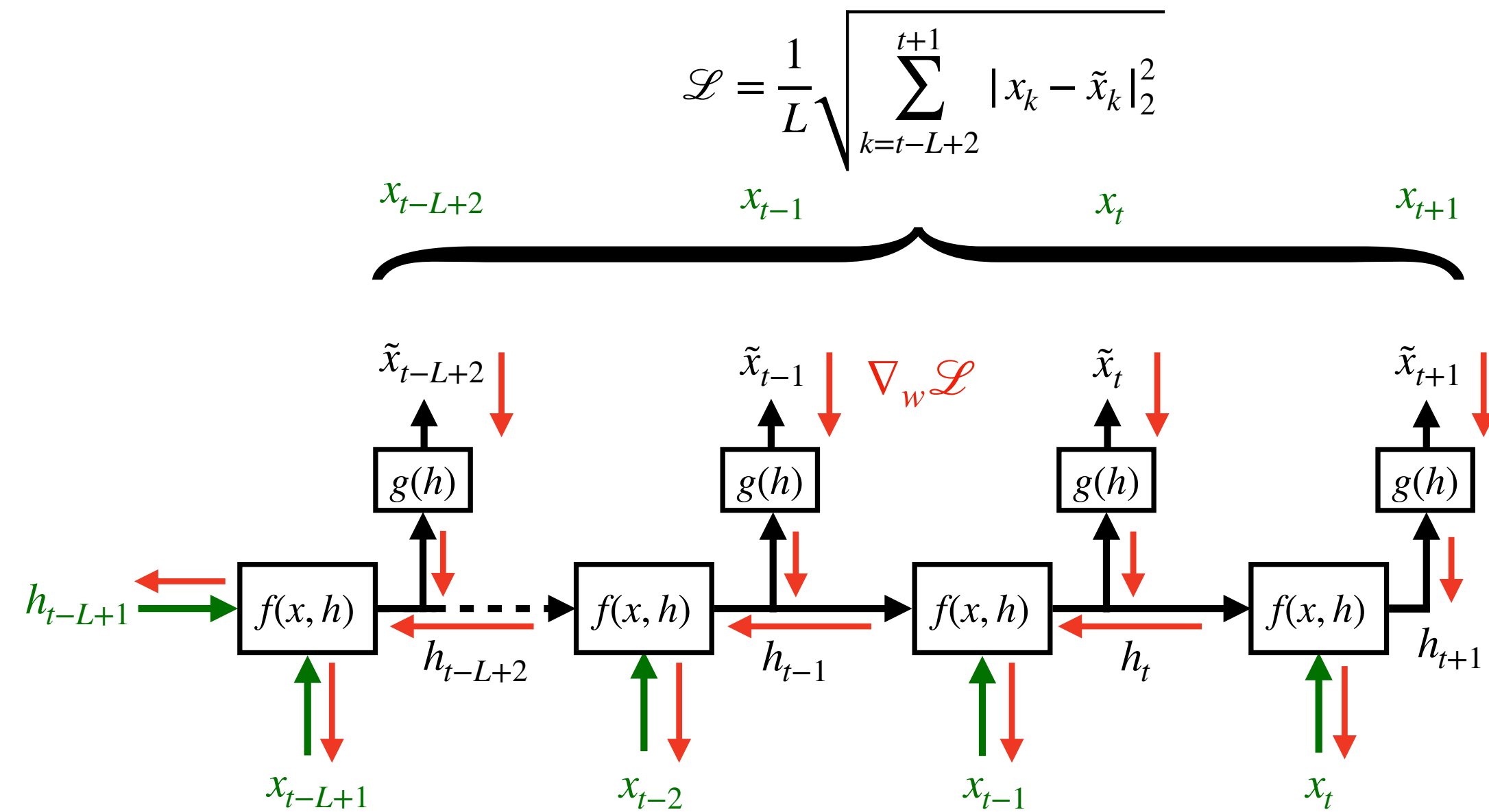
Legend

Green ($\tilde{x}_{t-L+1}, \dots, \tilde{x}_t$) -> data

Black ($x_{t-L-2}, \dots, x_t$) -> Network outputs

Red ($\nabla_w \mathcal{L}$) -> Gradients & propagation

Teacher Forcing vs Autoregressive BPTT



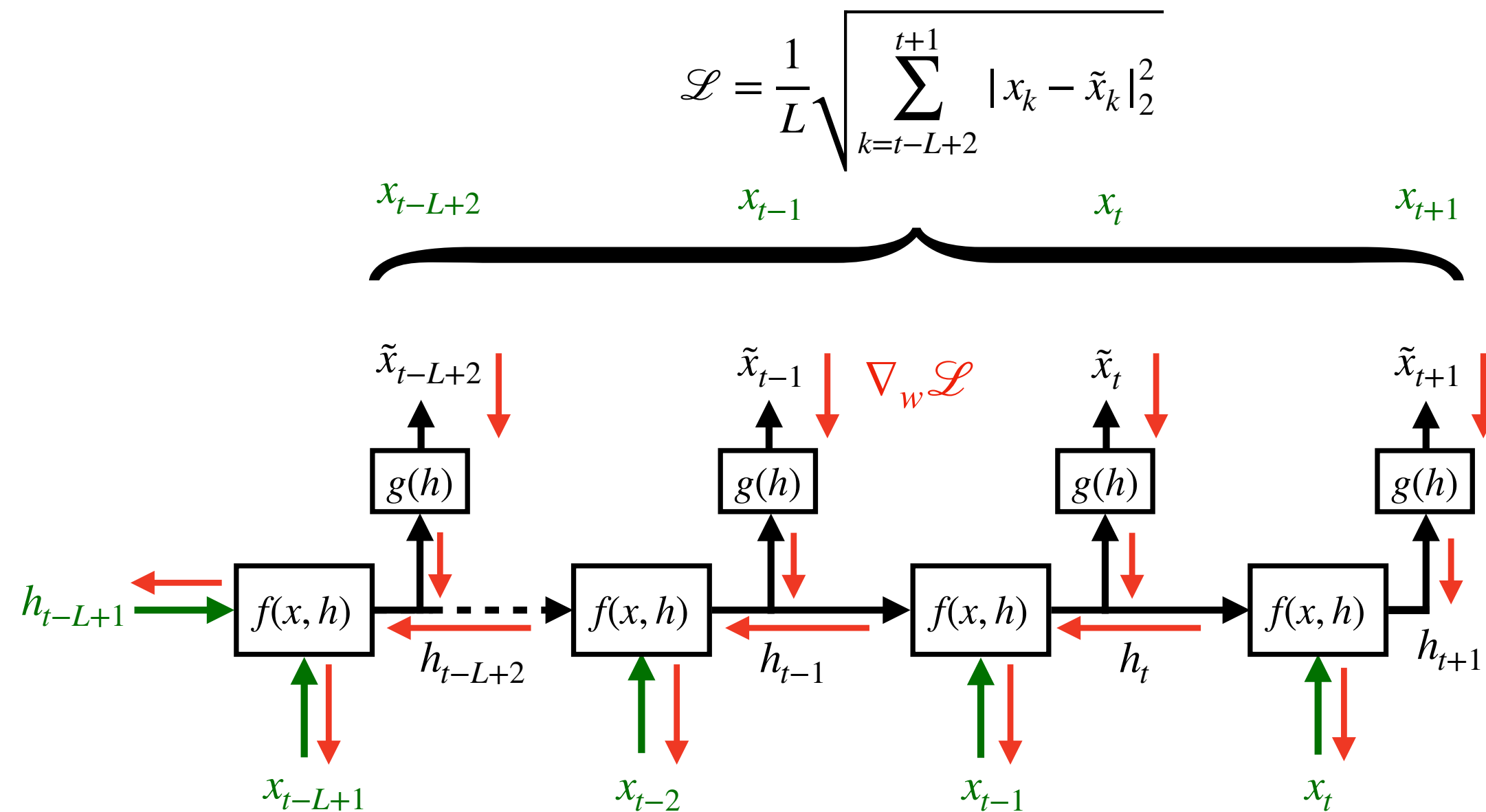
BPTT με Teacher Forcing (με δάσκαλο)

- Προκατάληψη προς short-term προβλέψεις
- Ασυμβατότητα με το αυτοπαλίνδρομο (autoregressive) σενάριο που συμβαίνει στη δοκιμή στην πράξη

Legend

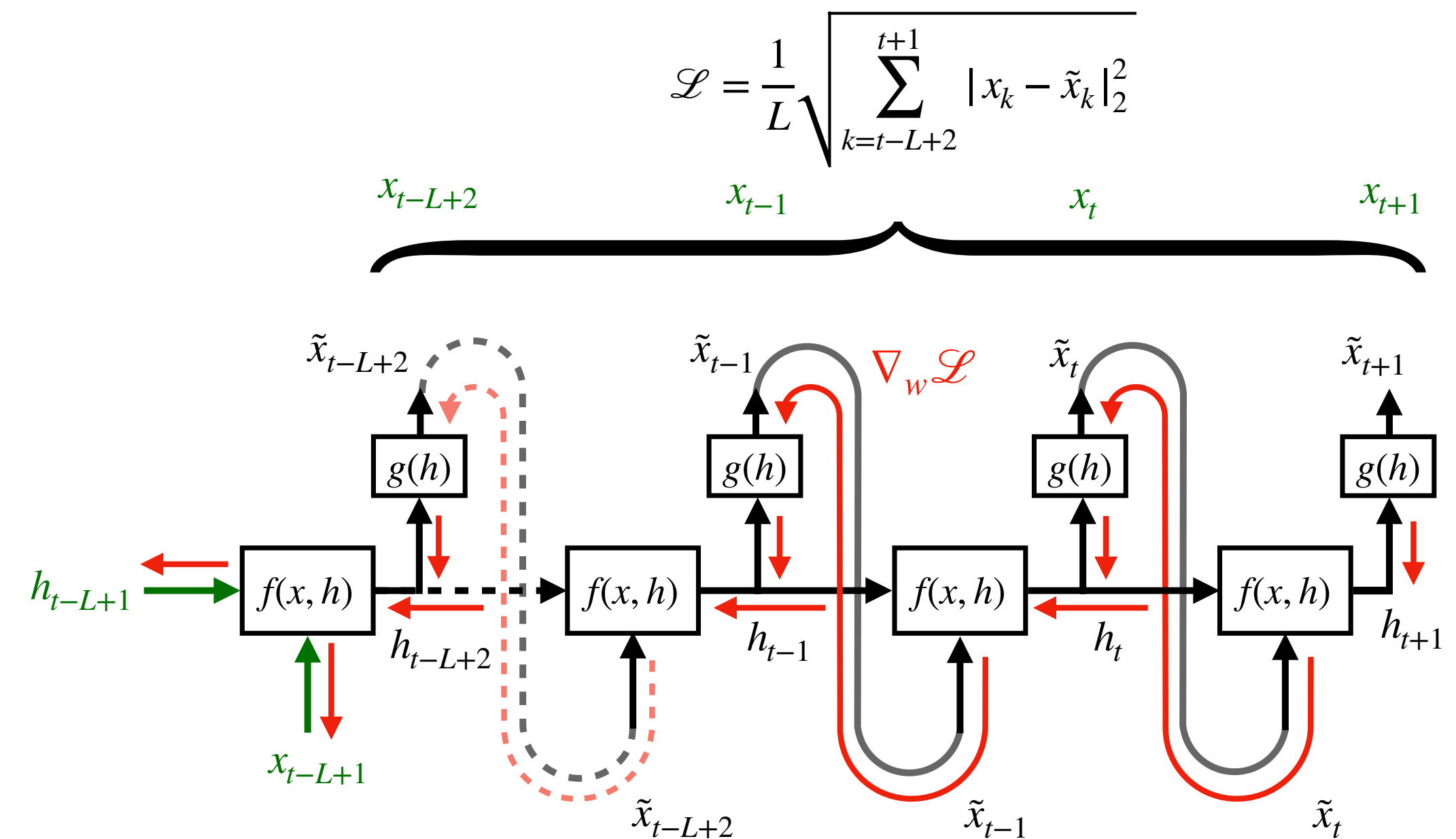
Green ($\tilde{x}_{t-L+1}, \dots, \tilde{x}_t$) -> data
Black ($x_{t-L+2}, \dots, x_t$) -> Network outputs
Red ($\nabla_w \mathcal{L}$) -> Gradients & propagation

Teacher Forcing vs Autoregressive BPTT



BPTT με Teacher Forcing (με δάσκαλο)

- Προκατάληψη προς short-term προβλέψεις
- Ασυμβατότητα με το αυτοπαλίνδρομο (autoregressive) σενάριο που συμβαίνει στη δοκιμή στην πράξη



Autoregressive BPTT (αυτοπαλίνδρομη)

- Προκατάληψη προς long-term προβλέψεις
- Προκαλεί έκρηξη των παραγώγων (exploding gradients) στα αρχικά στάδια της εκπαίδευσης

Legend

Green ($\tilde{x}_{t-L+1}, \dots, \tilde{x}_t$) -> data
Black ($x_{t-L+2}, \dots, x_t$) -> Network outputs
Red ($\nabla_w \mathcal{L}$) -> Gradients & propagation

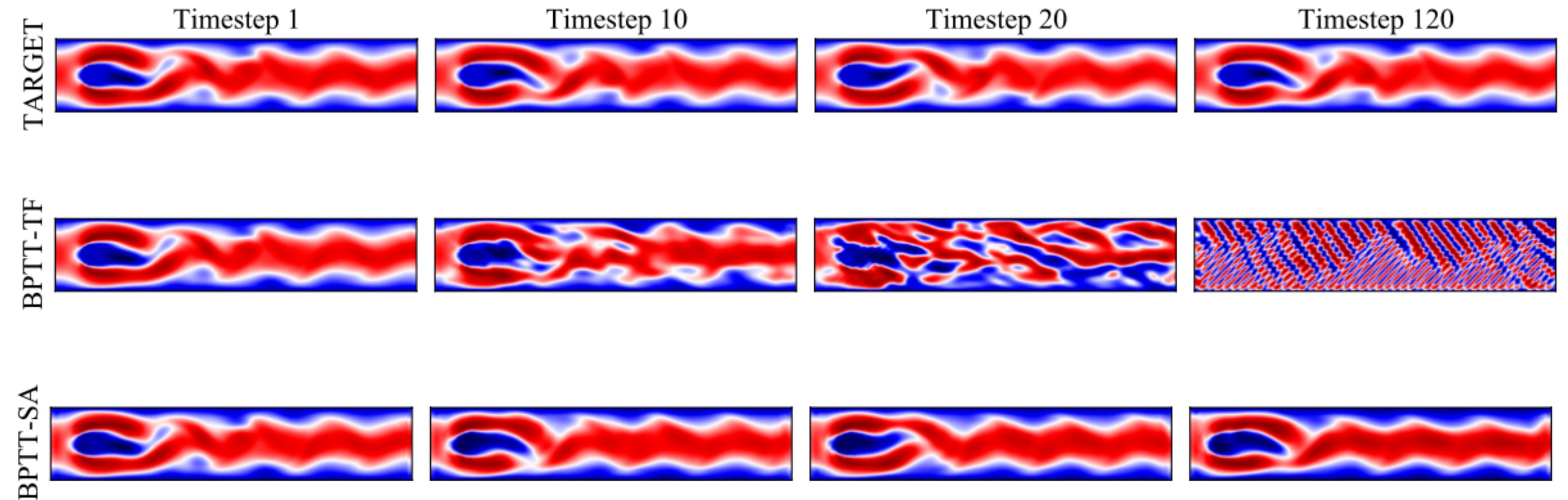
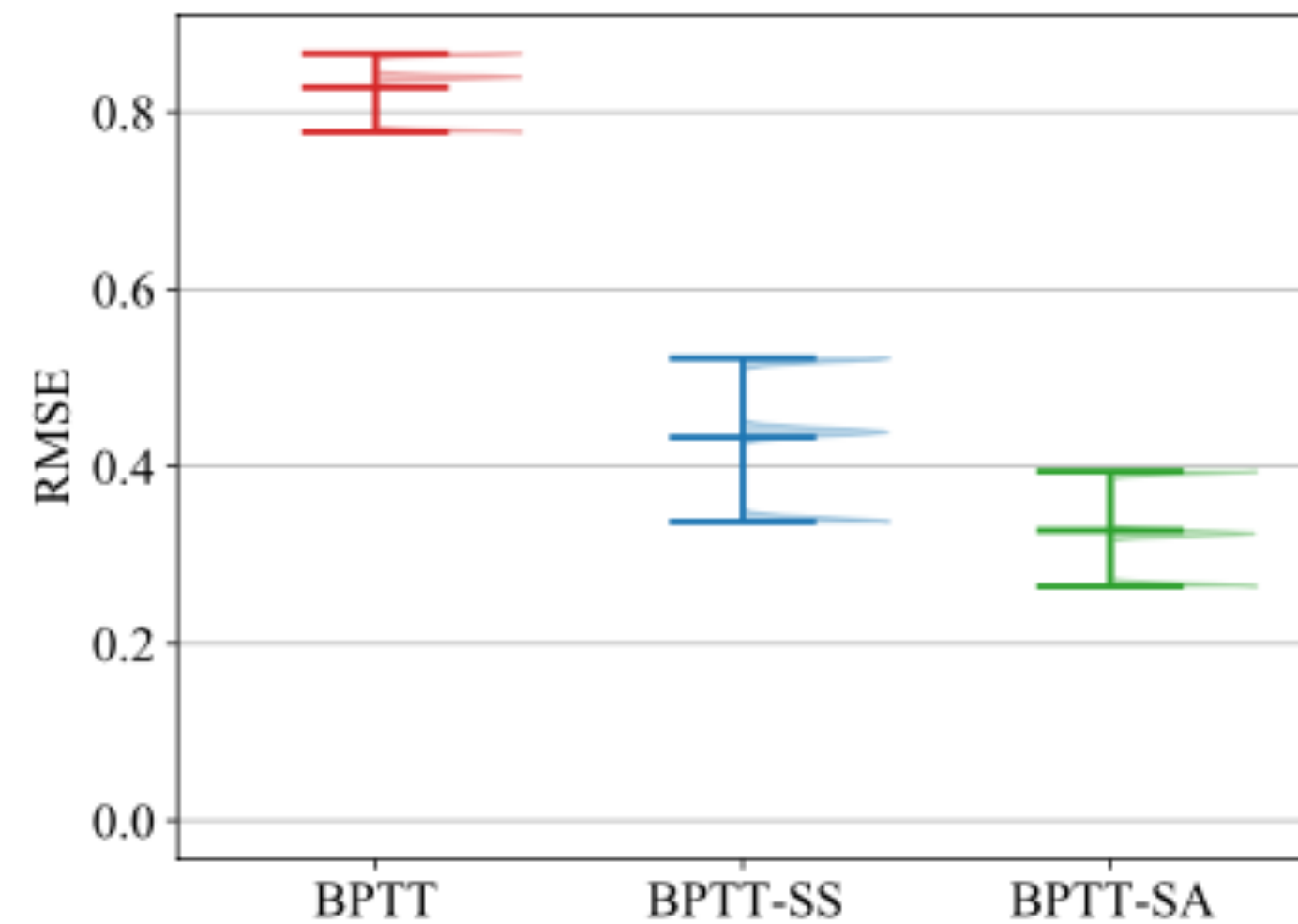
The diagram illustrates the proposed RNN architecture for video recommendation. It shows a sequence of hidden states h_t and predicted ratings $\tilde{x}_t$. The loss function is defined as $\mathcal{L} = \frac{1}{L} \sqrt{\sum_{k=t-L+2}^{t+1} |x_k - \tilde{x}_k|_2^2}$. The diagram illustrates the flow of information through the function $f(x, h)$ and $g(h)$ blocks, with feedback loops for both the hidden state and the predicted rating. The loss is calculated over a window of length L .

Legend

- Green ($\tilde{x}_{t-L+1}, \dots, \tilde{x}_t$) -> data
Black ($x_{t-L-2}, \dots, x_t$) -> Network outputs
Red ($\nabla_W \mathcal{L}$) -> Gradients & propagation

Ροή γύρω από κύλινδρο $Re=100$

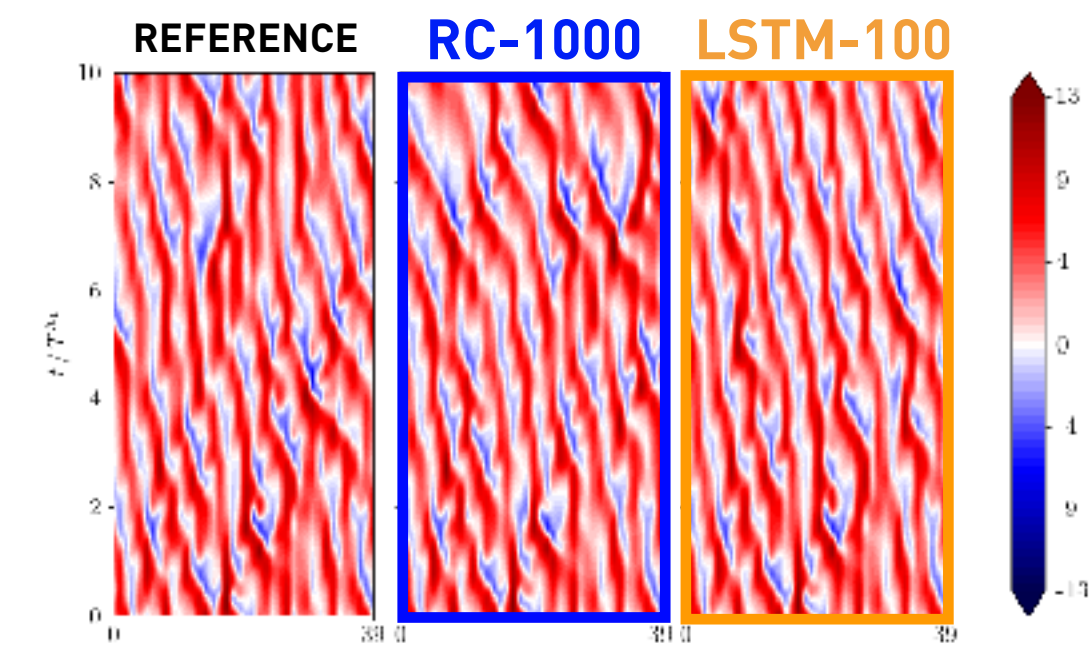
PR Vlachas, P Koumoutsakos, *Learning on Predictions: Fusing Training and Autoregressive Inference for Long-Term Spatiotemporal Forecasts, Physica D, 2024*



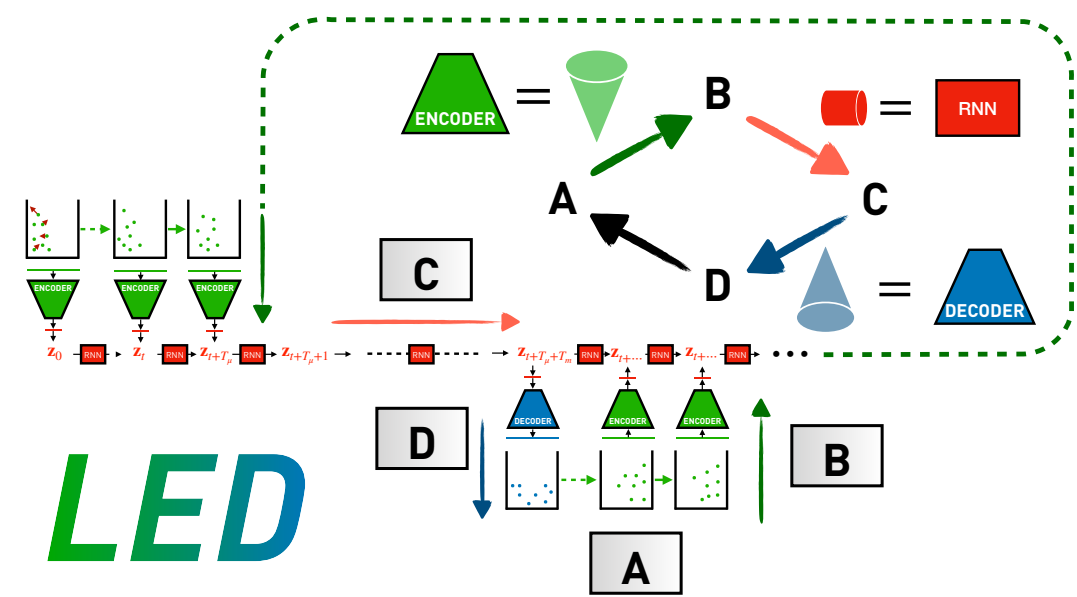
- Προτεινόμενη μέθοδος BPTT-SA, δοκιμασμένη σε πολλαπλά benchmarks
 - διαφορετικές αρχιτεκτονικές δικτύων (CNN-LSTMs, ConvLSTMs, κ.ά.)
 - διαφορετικά δυναμικά συστήματα (ροή γύρω από κύλινδρο σε $Re=100$, κ.ά.)
- Βελτιώνει την ακρίβεια μακροχρόνιας πρόβλεψης σε συστήματα υψηλής διαστασιμότητας

Ερευνητική Φιλοσοφία – Από τη Μάθηση Δυναμικών στη Σύζευξη Δεδομένων και Φυσικής

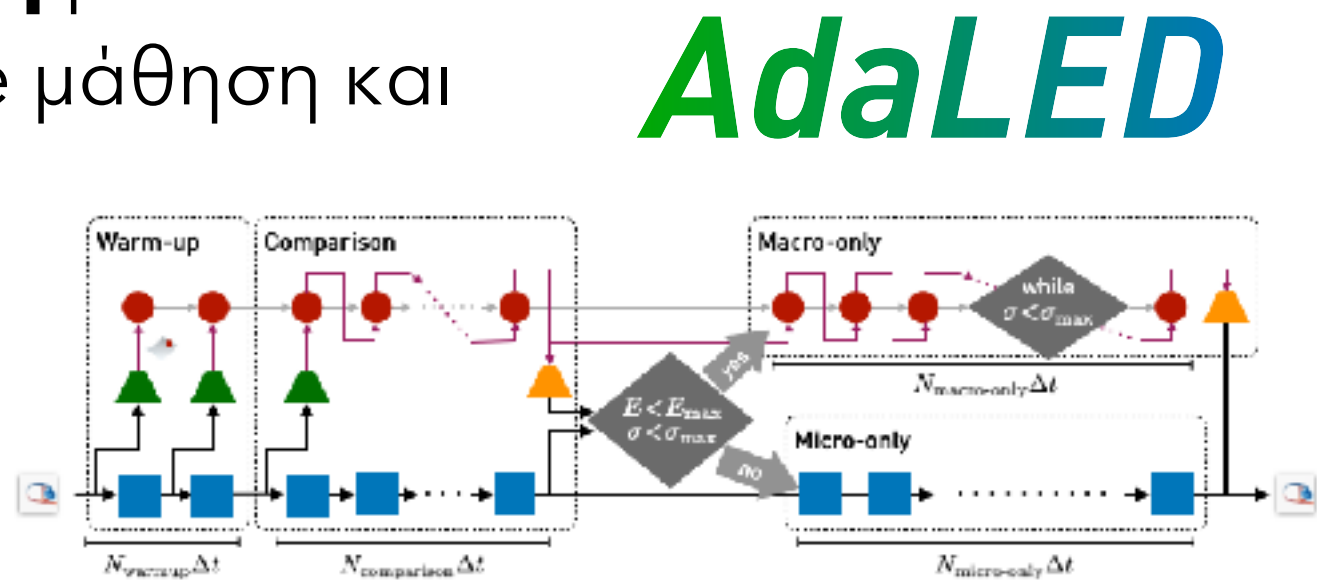
Ανάπτυξη αλγορίθμων Μηχανικής Μάθησης για **μη γραμμικά και χαοτικά δυναμικά συστήματα** (LSTMs, Reservoir Computing, 2018–2020)



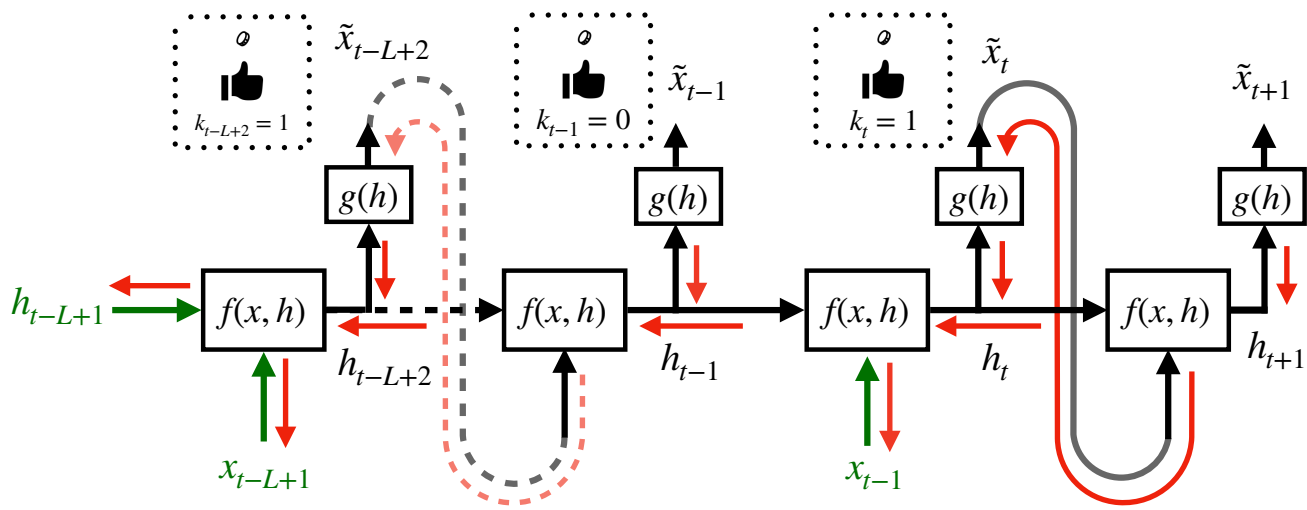
Πλαίσιο Learning Effective Dynamics (LED): μάθηση “effective” λανθάνουσων δυναμικών ροών με **coupling δεδομένων και φυσικής** (Nature Machine Intelligence, 2022)



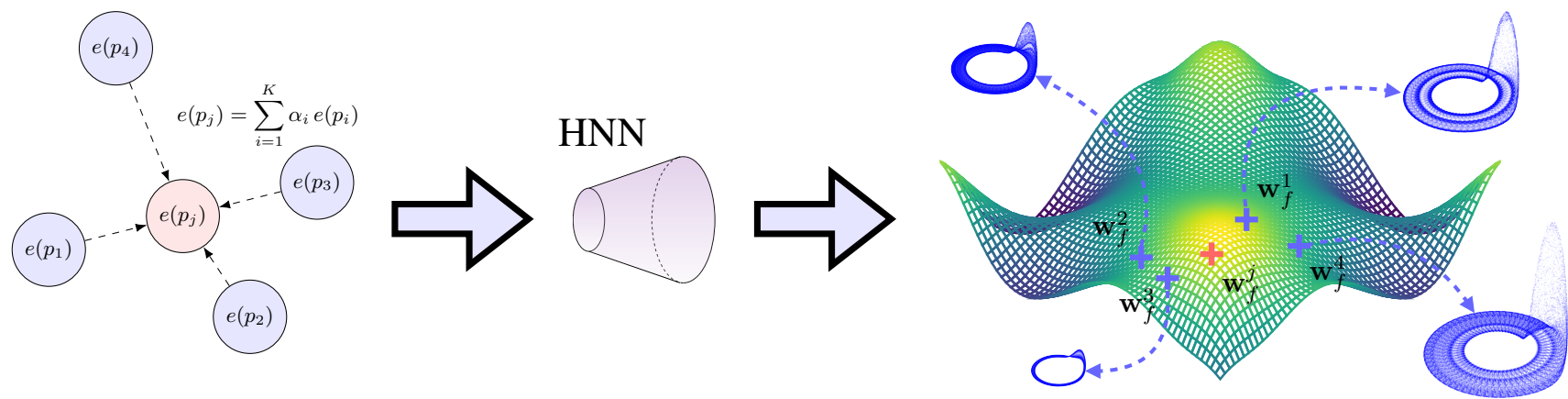
Επέκταση σε **online προσαρμογή** με Adaptive LED (AdaLED): real-time μάθηση και ενημέρωση μοντέλων σε CFD προσομοιώσεις και digital twins (CMAME, 2023)



Ανάπτυξη σύγχρονων αρχιτεκτονικών και αλγορίθμων για **μακροχρόνια πρόβλεψη**: Transformers, RefreshNet, Learning-on-Predictions (Physica D, Nonlinear Dynamics, 2024)



Σχεδίαση και εισαγωγή του πλαισίου Parametric Hypernetworks for Learned Networks (PHLieNets) για **μοντελοποίηση παραμετρικών συστημάτων** (ETH Zurich, 2025 preprint)



Επισκόπηση

- Επιστημονική πορεία και ερευνητικό προφίλ
- Συνεισφορά στο ερευνητικό έργο της Σχολής
- Συνεισφορά στο εκπαιδευτικό έργο της Σχολής
- Προοπτικές ανάπτυξης του αντικειμένου στο μέλλον

Υβριδικά Πλαίσια ML-CFD για Ρευστομηχανική και Ναυπηγικές Εφαρμογές

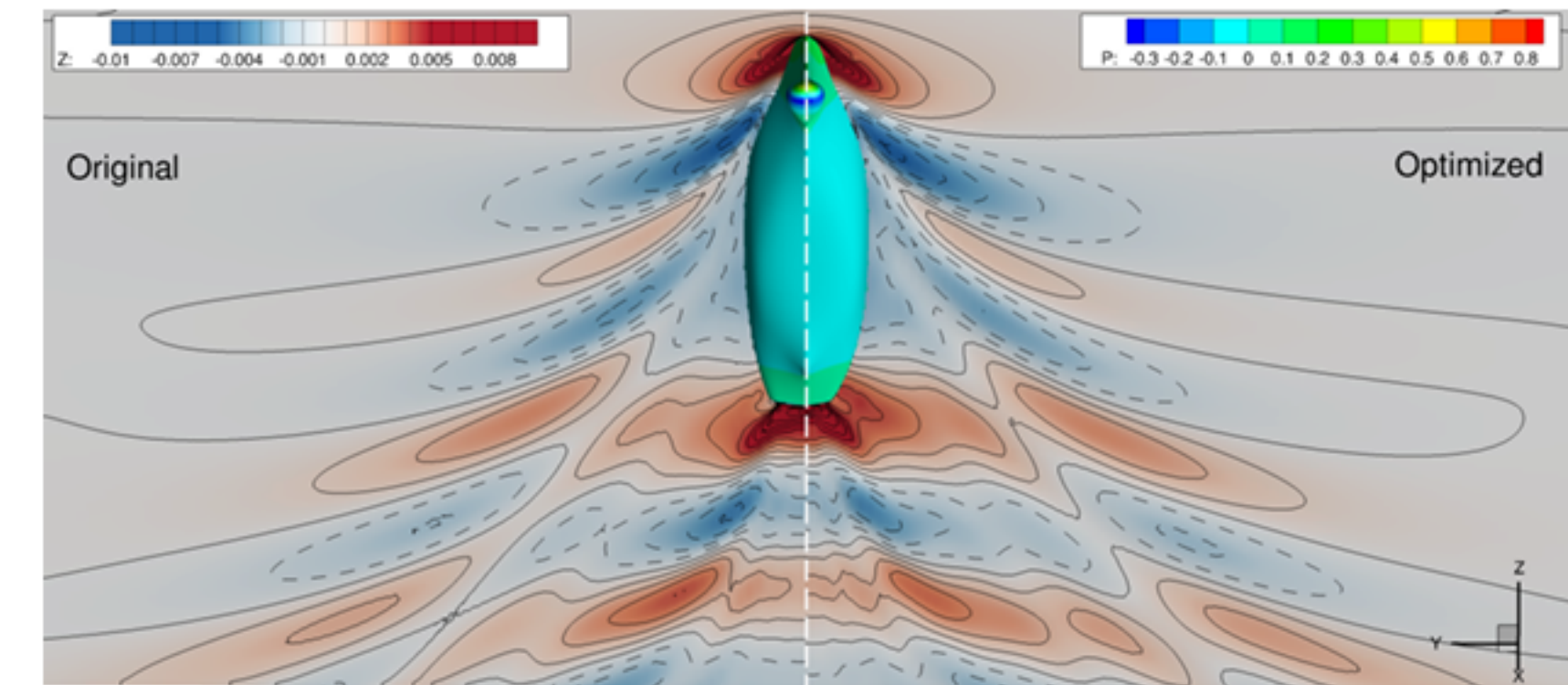


Figure 9: Comparison of original and the optimized wave elevation pattern and pressure field along the hull (framework A)

Serani, et. al. *Shape Optimization of a Naval Destroyer by Multi-Fidelity Methods*
MARINE 2023

Υβριδικά Πλαίσια ML-CFD για Ρευστομηχανική και Ναυπηγικές Εφαρμογές

- Ανάπτυξη **data-driven surrogate models** για επιτάχυνση CFD προσομοιώσεων και εκμάθηση reduced-order δυναμικών.

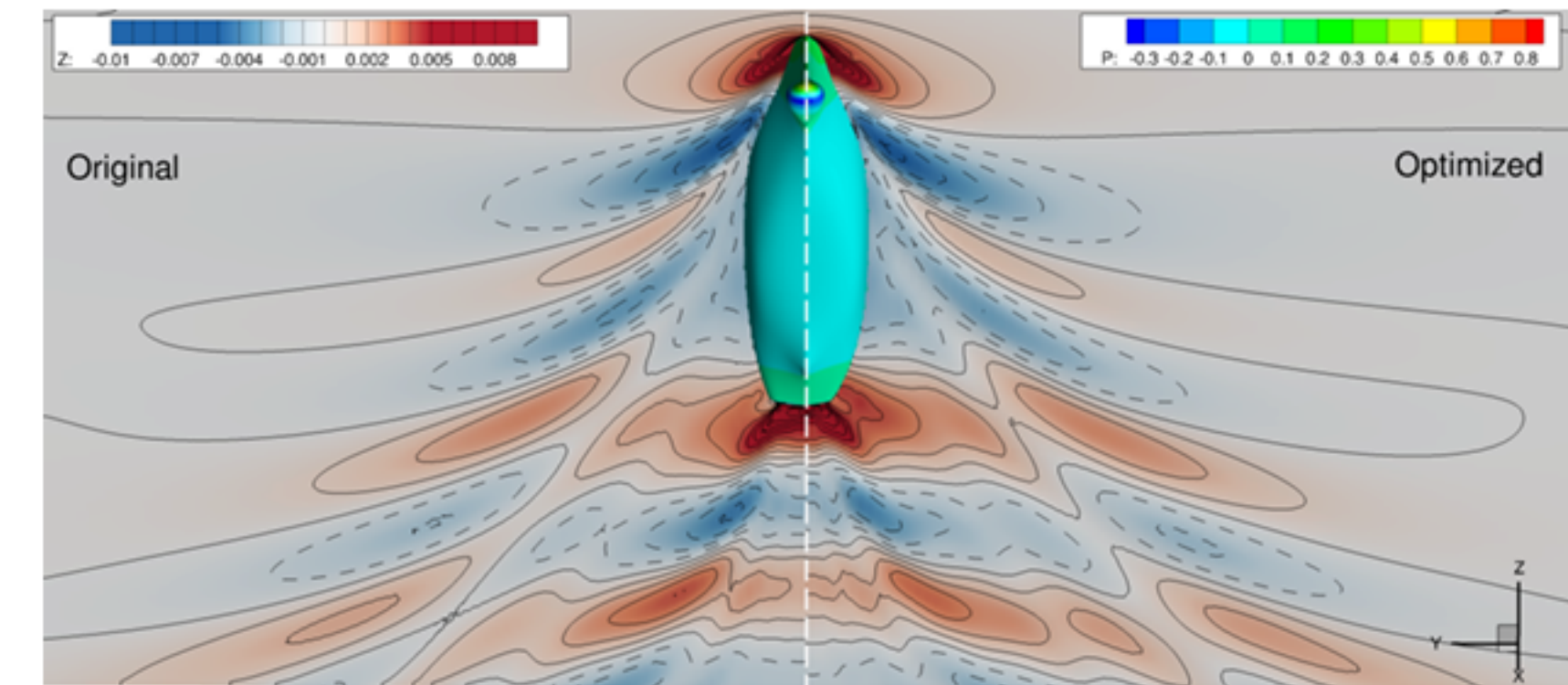


Figure 9: Comparison of original and the optimized wave elevation pattern and pressure field along the hull (framework A)

Serani, et. al. *Shape Optimization of a Naval Destroyer by Multi-Fidelity Methods*
MARINE 2023

Υβριδικά Πλαίσια ML-CFD για Ρευστομηχανική και Ναυπηγικές Εφαρμογές

- Ανάπτυξη **data-driven surrogate models** για επιτάχυνση CFD προσομοιώσεων και εκμάθηση reduced-order δυναμικών.
- Coupling φυσικών εξισώσεων, Navier-Stokes, RANS, LES με ML frameworks όπως LED, AdaLED και PHLieNets, για φυσικά συνεπή και προσαρμοστικά μοντέλα ροών.

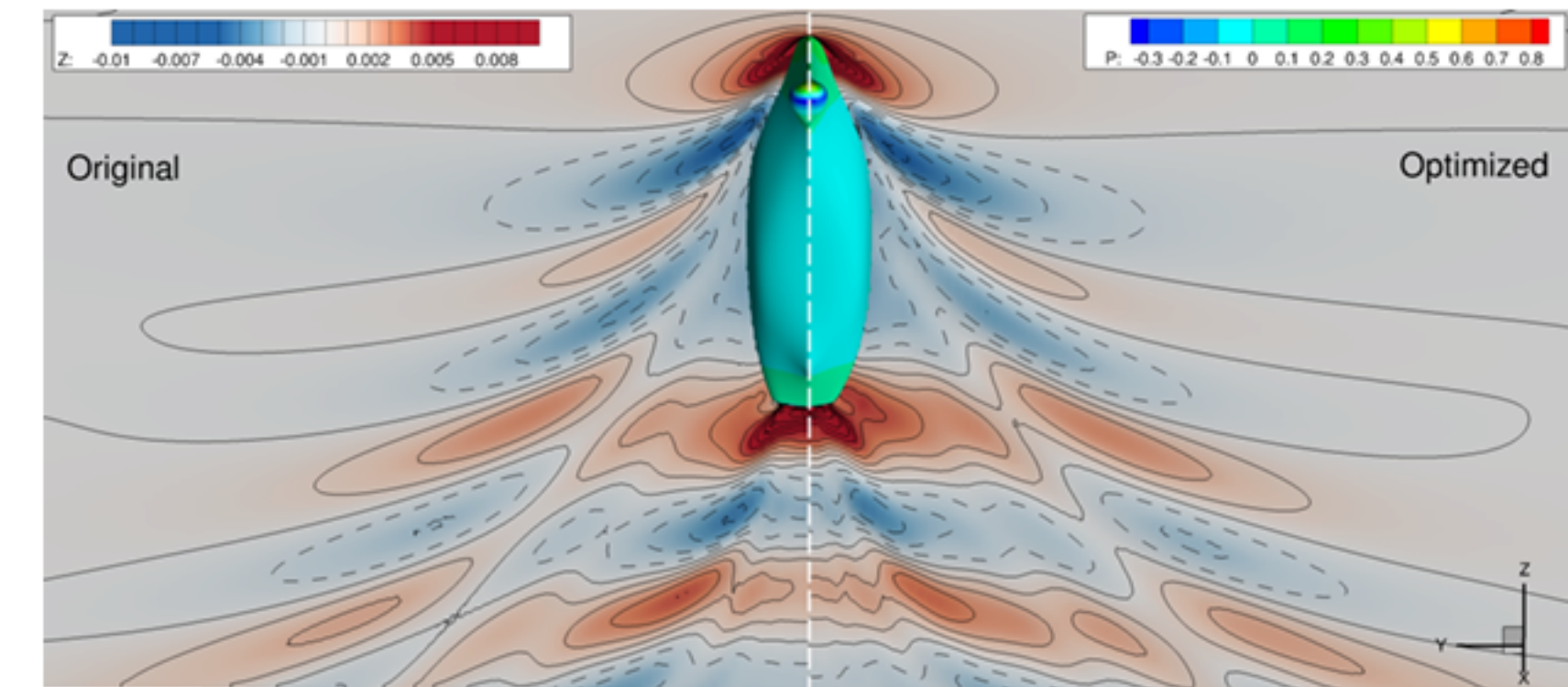


Figure 9: Comparison of original and the optimized wave elevation pattern and pressure field along the hull (framework A)

Serani, et. al. *Shape Optimization of a Naval Destroyer by Multi-Fidelity Methods*
MARINE 2023

Υβριδικά Πλαίσια ML-CFD για Ρευστομηχανική και Ναυπηγικές Εφαρμογές

- Ανάπτυξη **data-driven surrogate models** για επιτάχυνση CFD προσομοιώσεων και εκμάθηση reduced-order δυναμικών.
- Coupling φυσικών εξισώσεων, Navier-Stokes, RANS, LES με ML frameworks όπως LED, AdaLED και PHLieNets, για φυσικά συνεπή και προσαρμοστικά μοντέλα ροών.
- Εφαρμογή **σε παραμετρικές ροές γύρω από γάστρες, προπέλες και συστήματα πρόωσης.**

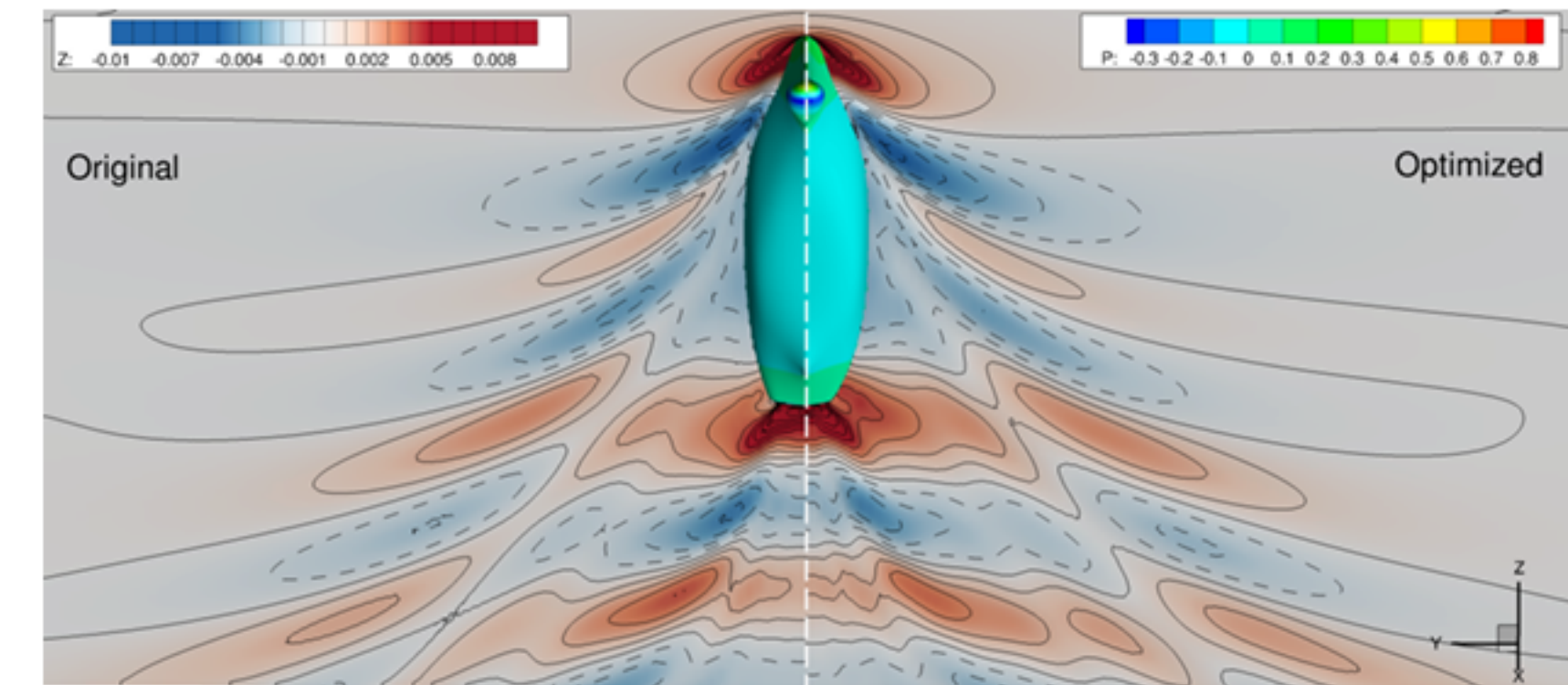


Figure 9: Comparison of original and the optimized wave elevation pattern and pressure field along the hull (framework A)

Serani, et. al. *Shape Optimization of a Naval Destroyer by Multi-Fidelity Methods*
MARINE 2023

Υβριδικά Πλαίσια ML-CFD για Ρευστομηχανική και Ναυπηγικές Εφαρμογές

- Ανάπτυξη **data-driven surrogate models** για επιτάχυνση CFD προσομοιώσεων και εκμάθηση reduced-order δυναμικών.
- Coupling φυσικών εξισώσεων, Navier-Stokes, RANS, LES με ML frameworks όπως LED, AdaLED και PHLieNets, για φυσικά συνεπή και προσαρμοστικά μοντέλα ροών.
- Εφαρμογή **σε παραμετρικές ροές γύρω από γάστρες, προπέλες και συστήματα πρόωσης**.
 - Εκμάθηση του **πεδίου ανύψωσης κύματος** (wave elevation field) σε ελεύθερη επιφάνεια, παρακολούθηση και πρόβλεψη του κυματισμού με ML surrogates.

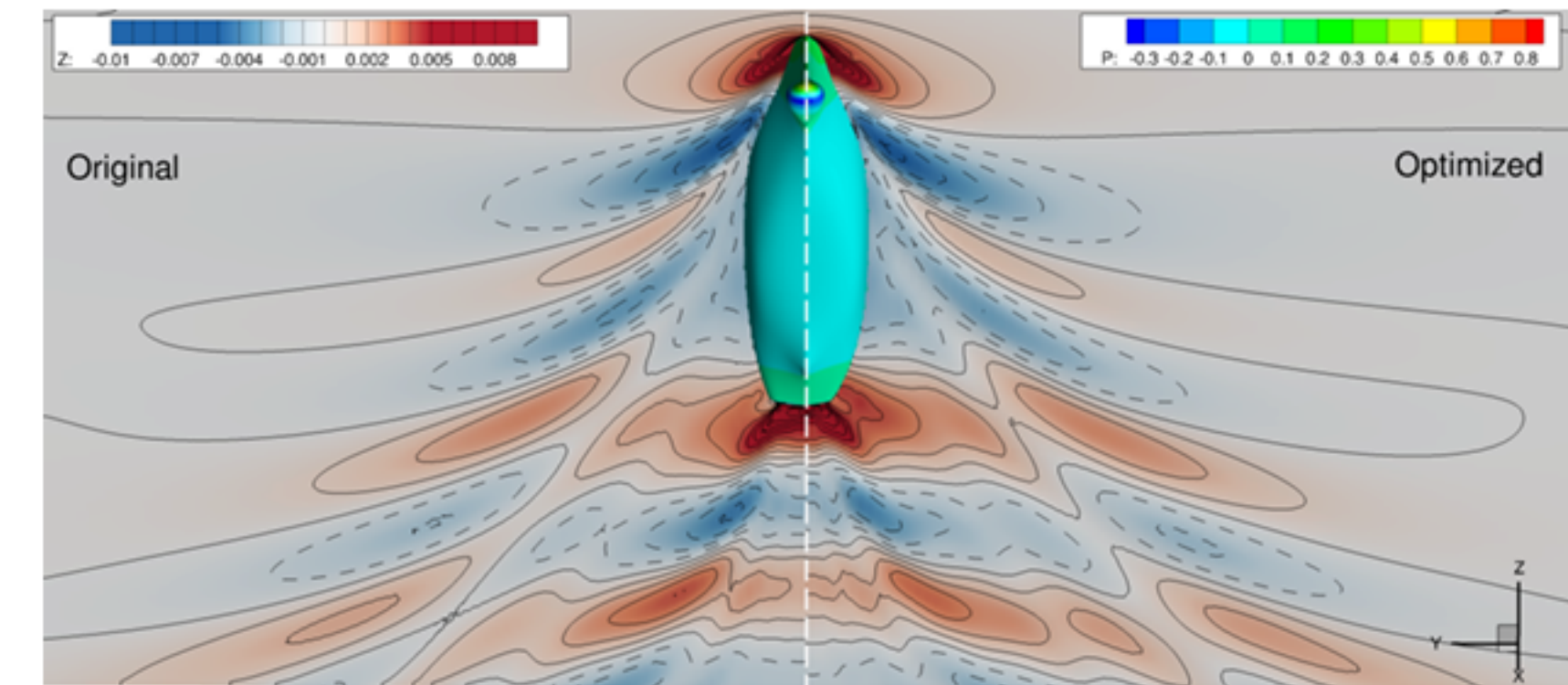


Figure 9: Comparison of original and the optimized wave elevation pattern and pressure field along the hull (framework A)

Serani, et. al. *Shape Optimization of a Naval Destroyer by Multi-Fidelity Methods*
MARINE 2023

Υβριδικά Πλαίσια ML-CFD για Ρευστομηχανική και Ναυπηγικές Εφαρμογές

- Ανάπτυξη **data-driven surrogate models** για επιτάχυνση CFD προσομοιώσεων και εκμάθηση reduced-order δυναμικών.
- Coupling φυσικών εξισώσεων, Navier-Stokes, RANS, LES με ML frameworks όπως LED, AdaLED και PHLieNets, για φυσικά συνεπή και προσαρμοστικά μοντέλα ροών.
- Εφαρμογή **σε παραμετρικές ροές γύρω από γάστρες, προπέλες και συστήματα πρόωσης.**
 - Εκμάθηση του **πεδίου ανύψωσης κύματος** (wave elevation field) σε ελεύθερη επιφάνεια, παρακολούθηση και πρόβλεψη του κυματισμού με ML surrogates.
- Στόχος:

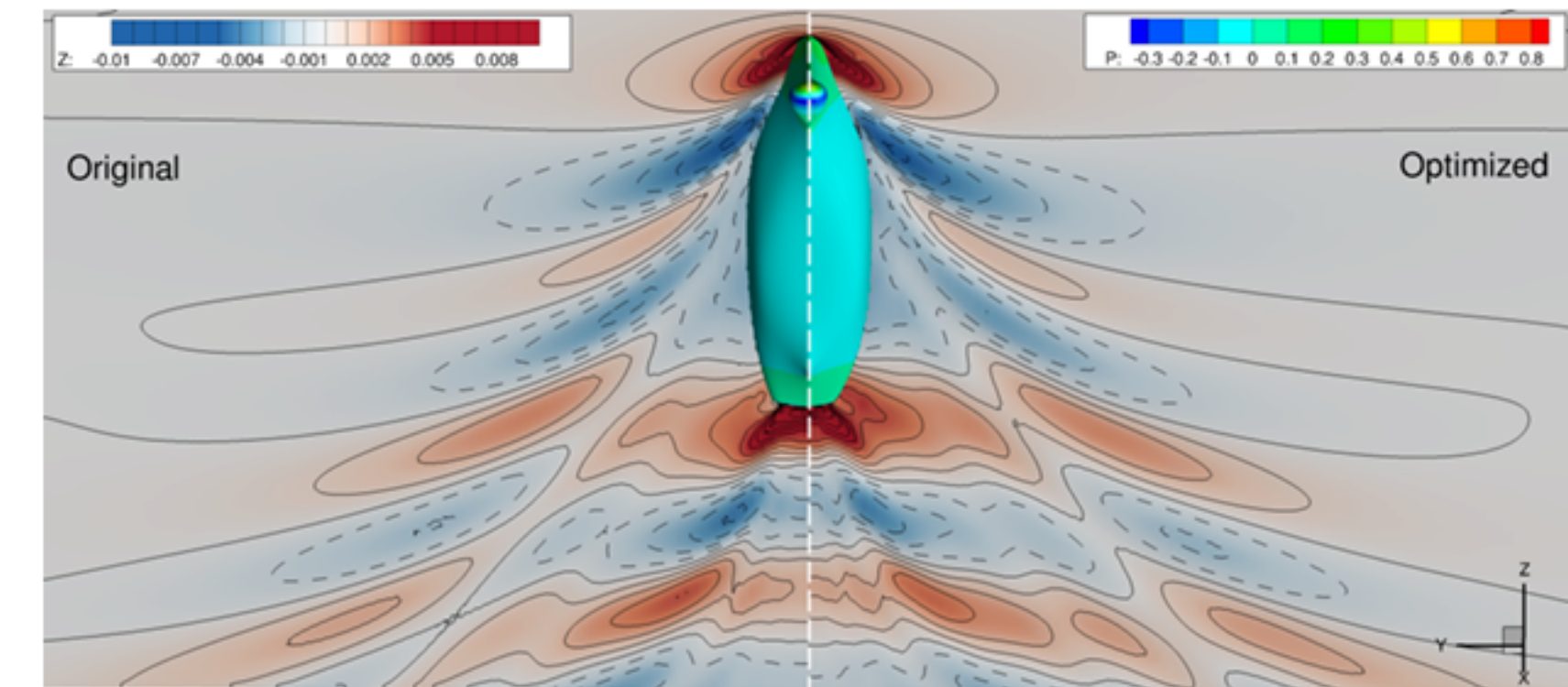


Figure 9: Comparison of original and the optimized wave elevation pattern and pressure field along the hull (framework A)

Serani, et. al. *Shape Optimization of a Naval Destroyer by Multi-Fidelity Methods*
MARINE 2023

Υβριδικά Πλαίσια ML-CFD για Ρευστομηχανική και Ναυπηγικές Εφαρμογές

- Ανάπτυξη **data-driven surrogate models** για επιτάχυνση CFD προσομοιώσεων και εκμάθηση reduced-order δυναμικών.
- Coupling φυσικών εξισώσεων, Navier-Stokes, RANS, LES με ML frameworks όπως LED, AdaLED και PHLieNets, για φυσικά συνεπή και προσαρμοστικά μοντέλα ροών.
- Εφαρμογή **σε παραμετρικές ροές γύρω από γάστρες, προπέλες και συστήματα πρόωσης**.
 - Εκμάθηση του **πεδίου ανύψωσης κύματος** (wave elevation field) σε ελεύθερη επιφάνεια, παρακολούθηση και πρόβλεψη του κυματισμού με ML surrogates.
- Στόχος:
 - δραστική μείωση του υπολογιστικού κόστους

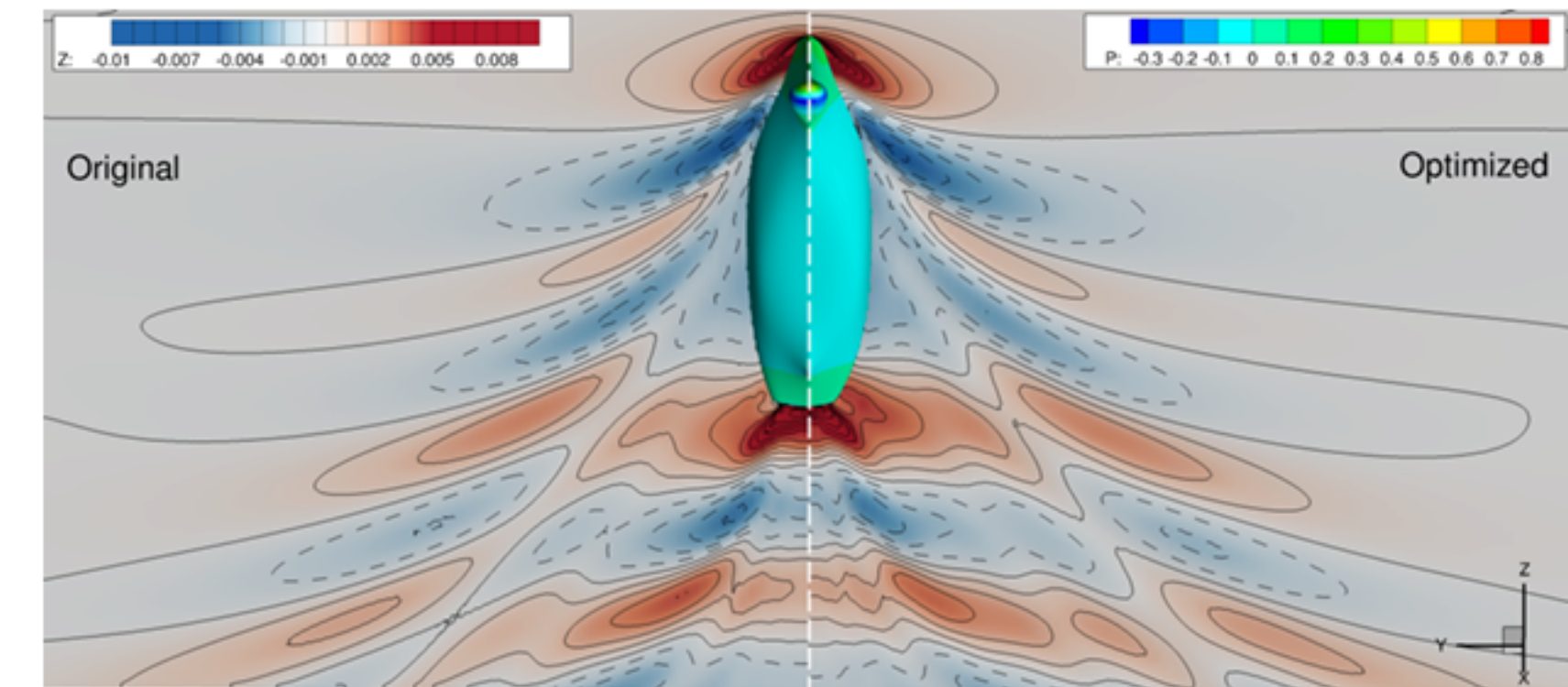


Figure 9: Comparison of original and the optimized wave elevation pattern and pressure field along the hull (framework A)

Serani, et. al. *Shape Optimization of a Naval Destroyer by Multi-Fidelity Methods*
MARINE 2023

Υβριδικά Πλαίσια ML-CFD για Ρευστομηχανική και Ναυπηγικές Εφαρμογές

- Ανάπτυξη **data-driven surrogate models** για επιτάχυνση CFD προσομοιώσεων και εκμάθηση reduced-order δυναμικών.
- Coupling φυσικών εξισώσεων, Navier-Stokes, RANS, LES με ML frameworks όπως LED, AdaLED και PHLieNets, για φυσικά συνεπή και προσαρμοστικά μοντέλα ροών.
- Εφαρμογή **σε παραμετρικές ροές γύρω από γάστρες, προπέλες και συστήματα πρόωσης**.
 - Εκμάθηση του **πεδίου ανύψωσης κύματος** (wave elevation field) σε ελεύθερη επιφάνεια, παρακολούθηση και πρόβλεψη του κυματισμού με ML surrogates.
- Στόχος:
 - δραστική μείωση του υπολογιστικού κόστους
 - βελτίωση ακρίβειας και γενίκευσης

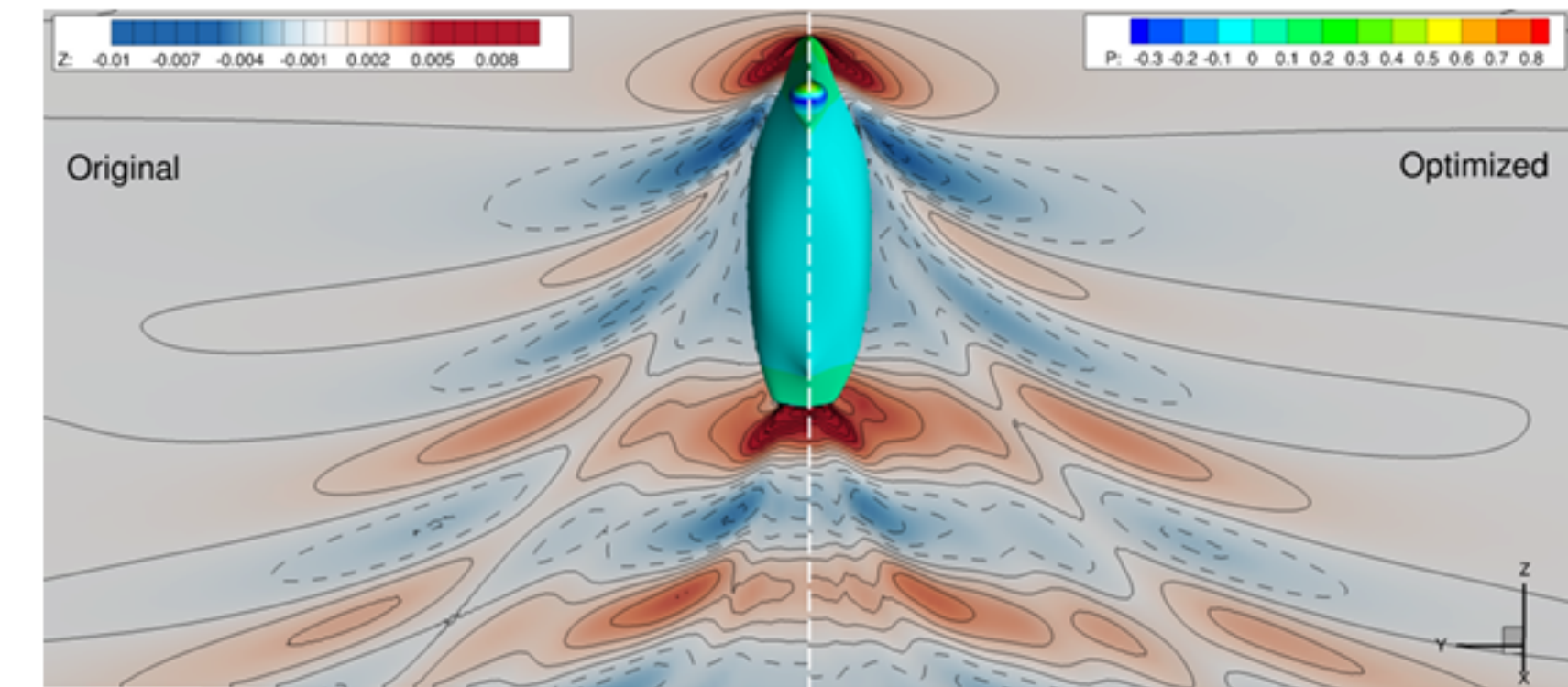


Figure 9: Comparison of original and the optimized wave elevation pattern and pressure field along the hull (framework A)

Serani, et. al. *Shape Optimization of a Naval Destroyer by Multi-Fidelity Methods*
MARINE 2023

Υβριδικά Πλαίσια ML-CFD για Ρευστομηχανική και Ναυπηγικές Εφαρμογές

- Ανάπτυξη **data-driven surrogate models** για επιτάχυνση CFD προσομοιώσεων και εκμάθηση reduced-order δυναμικών.
- Coupling φυσικών εξισώσεων, Navier-Stokes, RANS, LES με ML frameworks όπως LED, AdaLED και PHLieNets, για φυσικά συνεπή και προσαρμοστικά μοντέλα ροών.
- Εφαρμογή **σε παραμετρικές ροές γύρω από γάστρες, προπέλες και συστήματα πρόωσης**.
 - Εκμάθηση του **πεδίου ανύψωσης κύματος** (wave elevation field) σε ελεύθερη επιφάνεια, παρακολούθηση και πρόβλεψη του κυματισμού με ML surrogates.
- Στόχος:
 - δραστική μείωση του υπολογιστικού κόστους
 - βελτίωση ακρίβειας και γενίκευσης
 - προώθηση ενεργειακής αποδοτικότητας και βιωσιμότητας

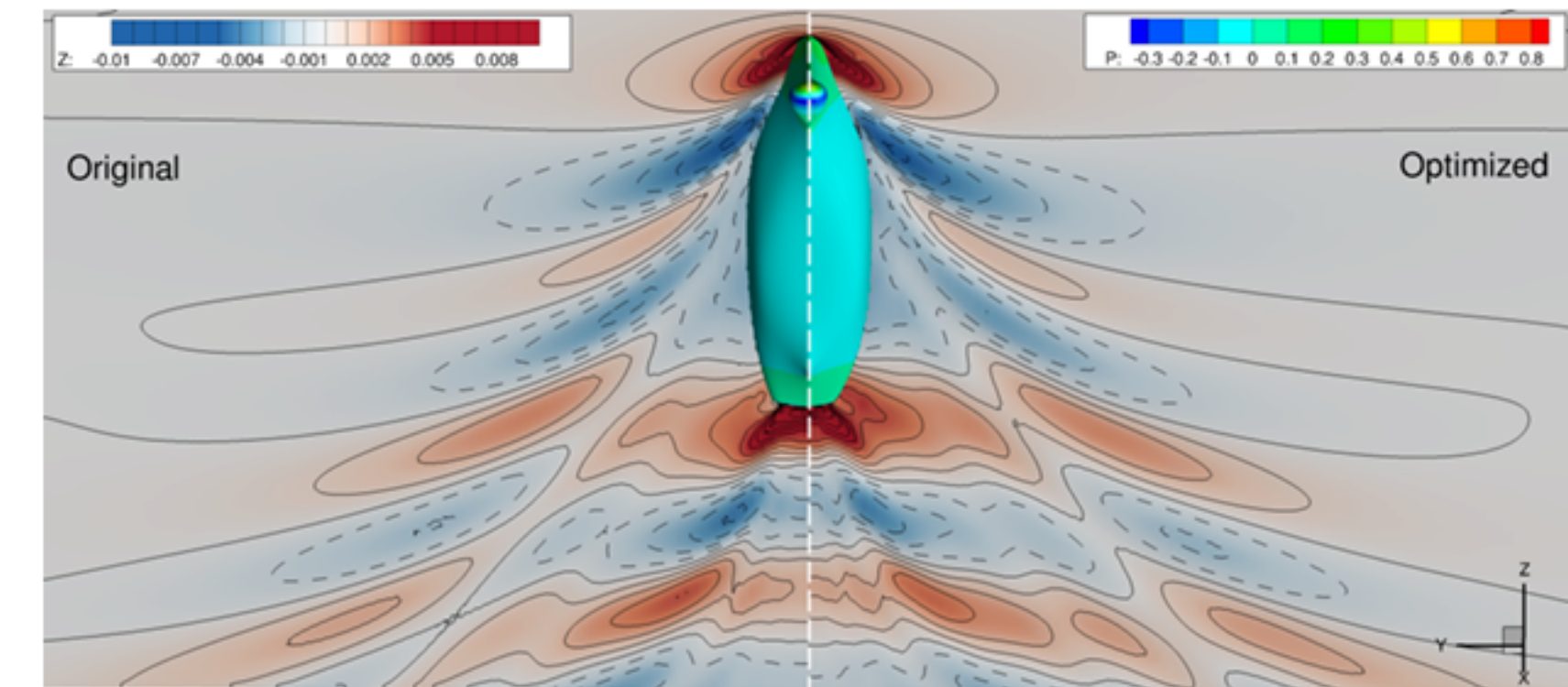


Figure 9: Comparison of original and the optimized wave elevation pattern and pressure field along the hull (framework A)

Serani, et. al. *Shape Optimization of a Naval Destroyer by Multi-Fidelity Methods*
MARINE 2023

Υβριδικά Πλαίσια ML-CFD για Ρευστομηχανική και Ναυπηγικές Εφαρμογές

- Ανάπτυξη **data-driven surrogate models** για επιτάχυνση CFD προσομοιώσεων και εκμάθηση reduced-order δυναμικών.
- Coupling φυσικών εξισώσεων, Navier-Stokes, RANS, LES με ML frameworks όπως LED, AdaLED και PHLieNets, για φυσικά συνεπή και προσαρμοστικά μοντέλα ροών.
- Εφαρμογή **σε παραμετρικές ροές γύρω από γάστρες, προπέλες και συστήματα πρόωσης**.
 - Εκμάθηση του **πεδίου ανύψωσης κύματος** (wave elevation field) σε ελεύθερη επιφάνεια, παρακολούθηση και πρόβλεψη του κυματισμού με ML surrogates.
- Στόχος:
 - δραστική μείωση του υπολογιστικού κόστους
 - βελτίωση ακρίβειας και γενίκευσης
 - προώθηση ενεργειακής αποδοτικότητας και βιωσιμότητας
 - χρήση για βελτιστοποίηση (surrogates in optimization)

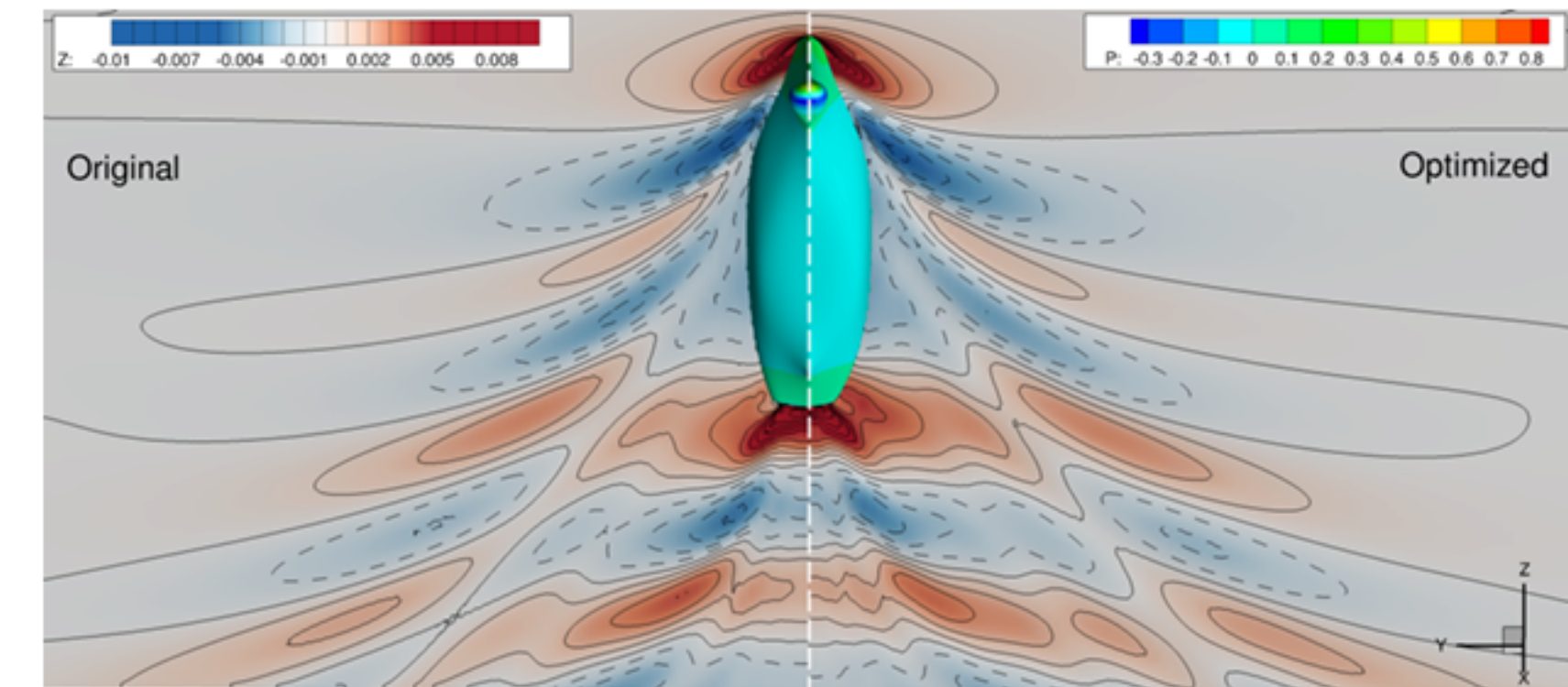


Figure 9: Comparison of original and the optimized wave elevation pattern and pressure field along the hull (framework A)

Serani, et. al. *Shape Optimization of a Naval Destroyer by Multi-Fidelity Methods*
MARINE 2023

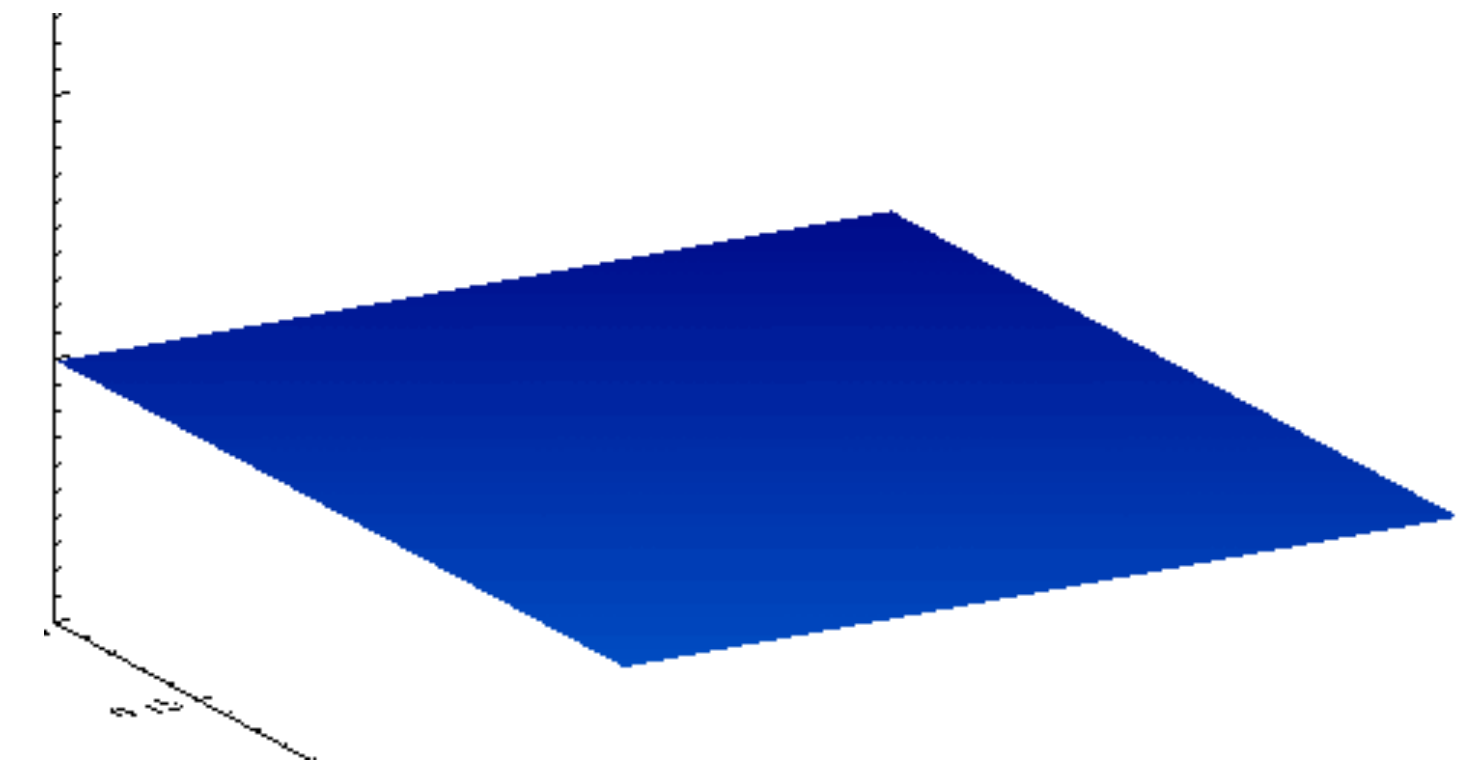
Επιτάχυνση Κυματικών Προσομοιώσεων με Μηχανική Μάθηση

Belibassakis K.A., Athanassoulis G.A. (2002) – *Extension of second-order Stokes theory to variable bathymetry, J. Fluid Mech.*

Belibassakis K.A. (2007) – *Coupled-mode model for water-wave scattering by shearing currents, J. Fluid Mech.*

Li, Z., et al. (2023) – *Neural operator learning for ocean wave propagation, Ocean Engineering.*

Lu, L. et al. (2021) – *Physics-informed neural networks for nonlinear PDEs, J. Comput. Phys.*



Επιτάχυνση Κυματικών Προσομοιώσεων με Μηχανική Μάθηση

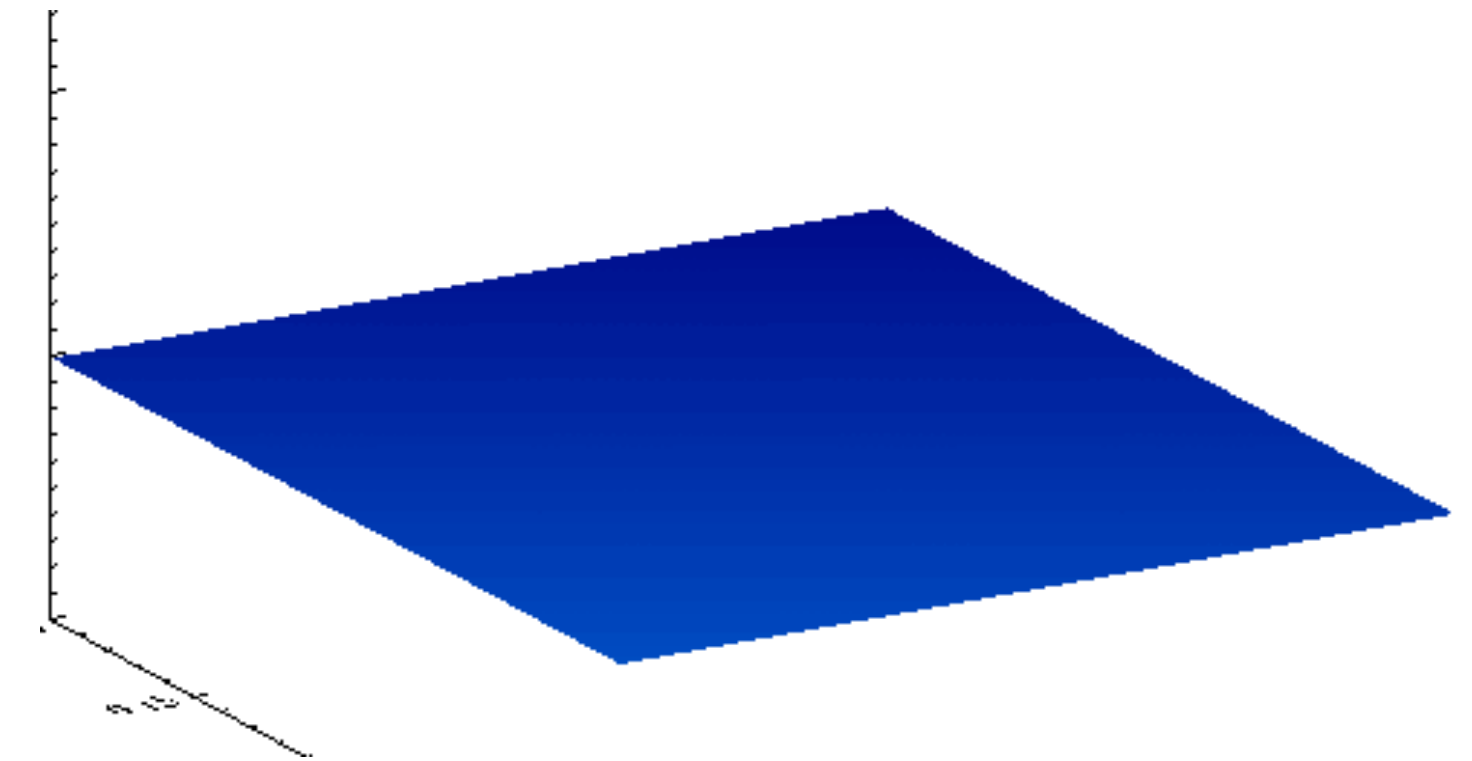
Πρόβλημα

Belibassakis K.A., Athanassoulis G.A. (2002) – *Extension of second-order Stokes theory to variable bathymetry, J. Fluid Mech.*

Belibassakis K.A. (2007) – *Coupled-mode model for water-wave scattering by shearing currents, J. Fluid Mech.*

Li, Z., et al. (2023) – *Neural operator learning for ocean wave propagation, Ocean Engineering.*

Lu, L. et al. (2021) – *Physics-informed neural networks for nonlinear PDEs, J. Comput. Phys.*



Επιτάχυνση Κυματικών Προσομοιώσεων με Μηχανική Μάθηση

Πρόβλημα

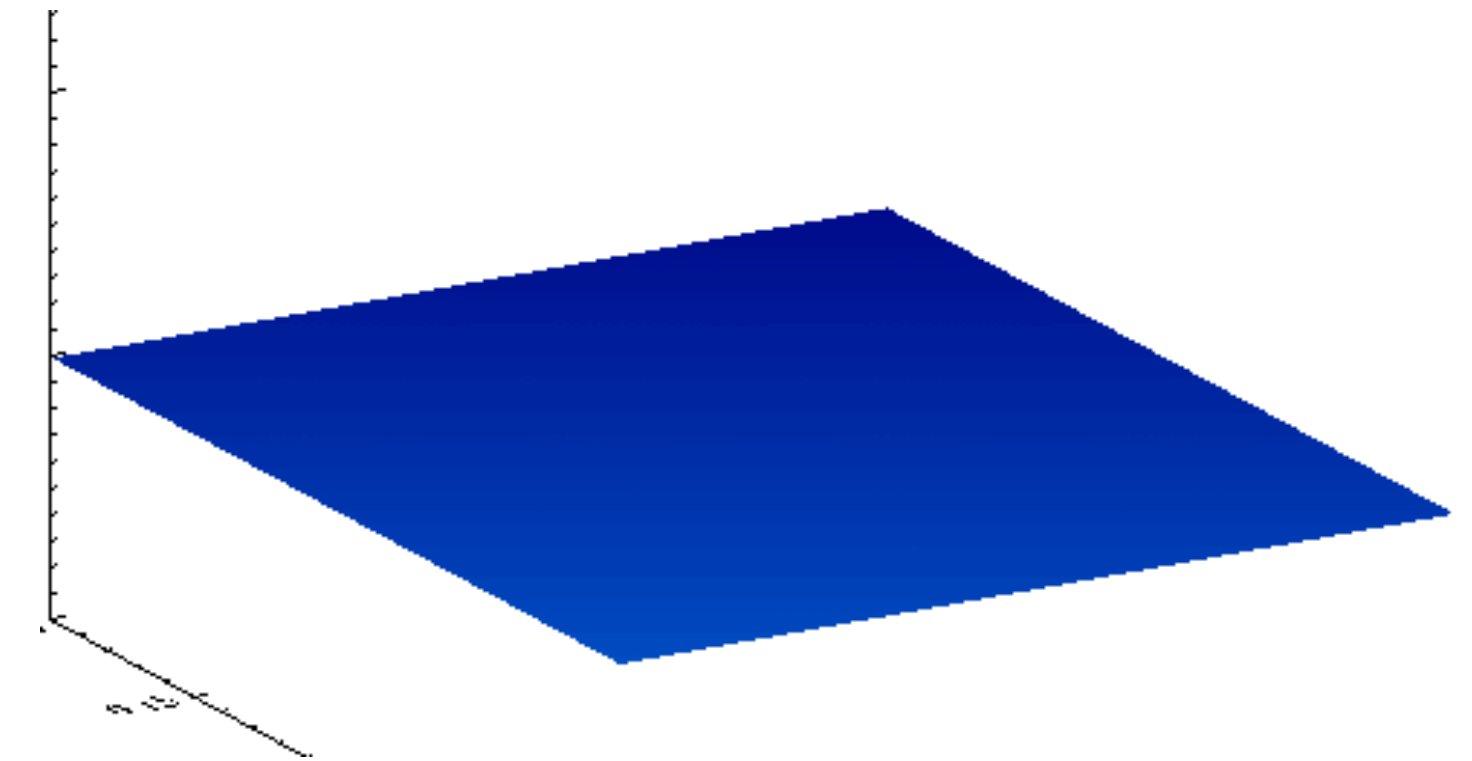
- Οι εξισώσεις κυματισμού (mild-slope, coupled-mode, Shallow Water Equations) περιγράφουν με ακρίβεια τη **διάδοση, ανάκλαση και διάθλαση κυμάτων** σε μεταβαλλόμενη βαθυμετρία.

Belibassakis K.A., Athanassoulis G.A. (2002) – *Extension of second-order Stokes theory to variable bathymetry, J. Fluid Mech.*

Belibassakis K.A. (2007) – *Coupled-mode model for water-wave scattering by shearing currents, J. Fluid Mech.*

Li, Z., et al. (2023) – *Neural operator learning for ocean wave propagation, Ocean Engineering.*

Lu, L. et al. (2021) – *Physics-informed neural networks for nonlinear PDEs, J. Comput. Phys.*



Επιτάχυνση Κυματικών Προσομοιώσεων με Μηχανική Μάθηση

Πρόβλημα

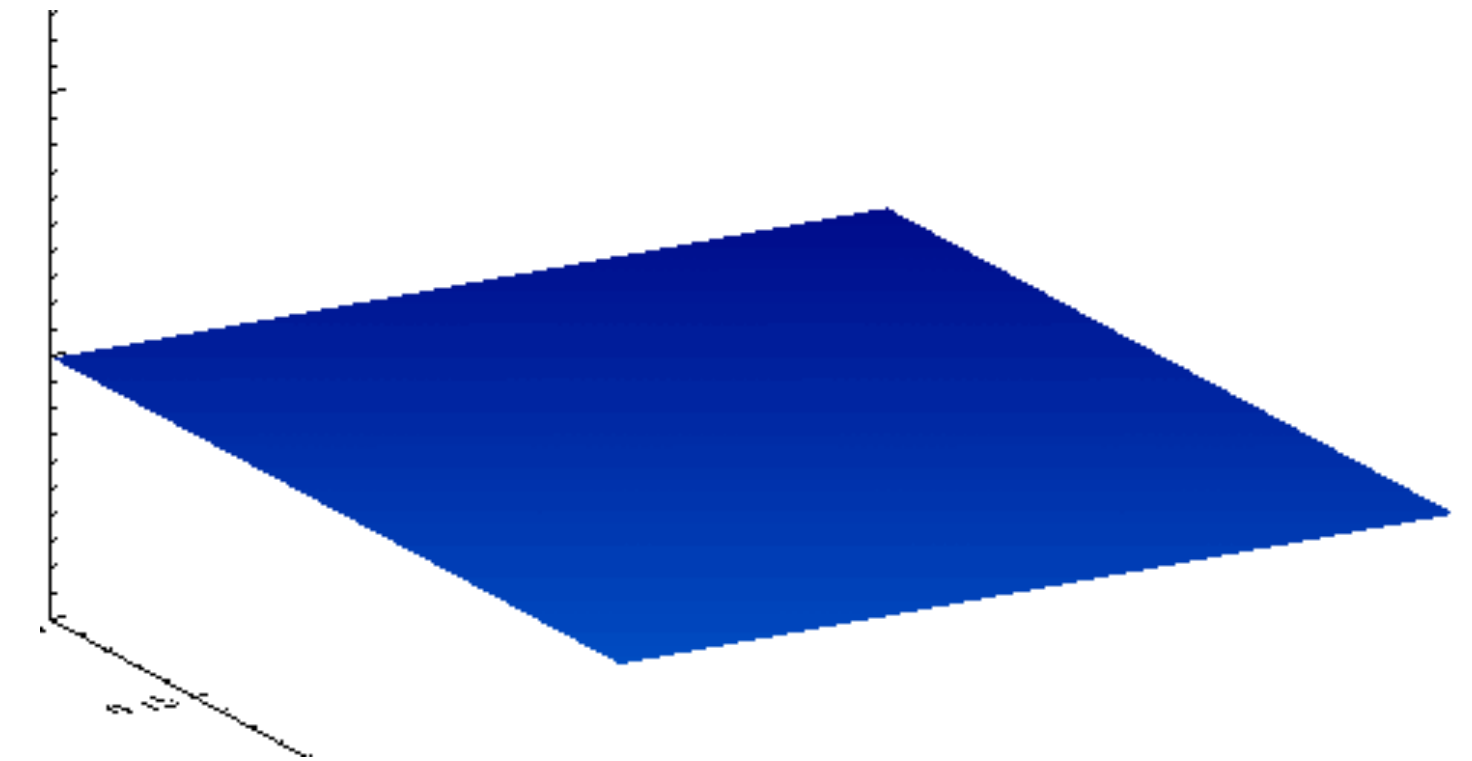
- Οι εξισώσεις κυματισμού (mild-slope, coupled-mode, Shallow Water Equations) περιγράφουν με ακρίβεια τη **διάδοση, ανάκλαση και διάθλαση κυμάτων** σε μεταβαλλόμενη βαθυμετρία.
- Οι παραδοσιακοί solver (π.χ. Boussinesq, SWE) είναι υπολογιστικά δαπανηροί, ειδικά σε μεγάλες περιοχές ή ροές γύρω από πολύπλοκες γεωμετρίες (γάστρες, προπέλες, λιμένες).

Belibassakis K.A., Athanassoulis G.A. (2002) – *Extension of second-order Stokes theory to variable bathymetry, J. Fluid Mech.*

Belibassakis K.A. (2007) – *Coupled-mode model for water-wave scattering by shearing currents, J. Fluid Mech.*

Li, Z., et al. (2023) – *Neural operator learning for ocean wave propagation, Ocean Engineering.*

Lu, L. et al. (2021) – *Physics-informed neural networks for nonlinear PDEs, J. Comput. Phys.*



Επιτάχυνση Κυματικών Προσομοιώσεων με Μηχανική Μάθηση

Πρόβλημα

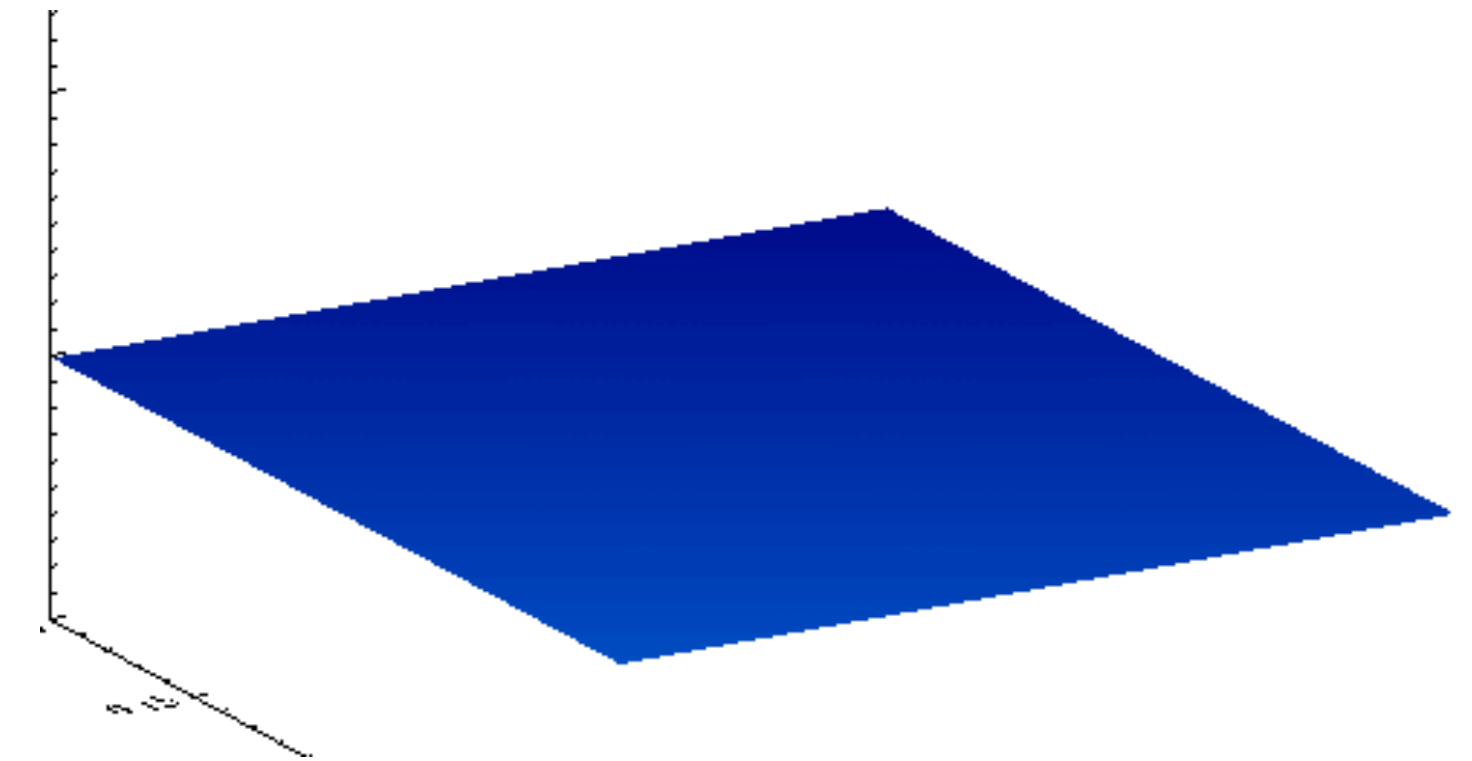
- Οι εξισώσεις κυματισμού (mild-slope, coupled-mode, Shallow Water Equations) περιγράφουν με ακρίβεια τη **διάδοση, ανάκλαση και διάθλαση κυμάτων** σε μεταβαλλόμενη βαθυμετρία.
- Οι παραδοσιακοί solver (π.χ. Boussinesq, SWE) είναι υπολογιστικά δαπανηροί, ειδικά σε μεγάλες περιοχές ή ροές γύρω από πολύπλοκες γεωμετρίες (γάστρες, προπέλες, λιμένες).
- Η συνεχής ανανέωση του κυματικού πεδίου σε πραγματικό χρόνο (π.χ. για harbor resonance ή προσομοίωση πρόωσης) δεν είναι εφικτή με τις κλασικές μεθόδους.

Belibassakis K.A., Athanassoulis G.A. (2002) – *Extension of second-order Stokes theory to variable bathymetry, J. Fluid Mech.*

Belibassakis K.A. (2007) – *Coupled-mode model for water-wave scattering by shearing currents, J. Fluid Mech.*

Li, Z., et al. (2023) – *Neural operator learning for ocean wave propagation, Ocean Engineering.*

Lu, L. et al. (2021) – *Physics-informed neural networks for nonlinear PDEs, J. Comput. Phys.*



Επιτάχυνση Κυματικών Προσομοιώσεων με Μηχανική Μάθηση

Πρόβλημα

- Οι εξισώσεις κυματισμού (mild-slope, coupled-mode, Shallow Water Equations) περιγράφουν με ακρίβεια τη **διάδοση, ανάκλαση και διάθλαση κυμάτων** σε μεταβαλλόμενη βαθυμετρία.
- Οι παραδοσιακοί solver (π.χ. Boussinesq, SWE) είναι υπολογιστικά δαπανηροί, ειδικά σε μεγάλες περιοχές ή ροές γύρω από πολύπλοκες γεωμετρίες (γάστρες, προπέλες, λιμένες).
- Η συνεχής ανανέωση του κυματικού πεδίου σε πραγματικό χρόνο (π.χ. για harbor resonance ή προσομοίωση πρόωσης) δεν είναι εφικτή με τις κλασικές μεθόδους.

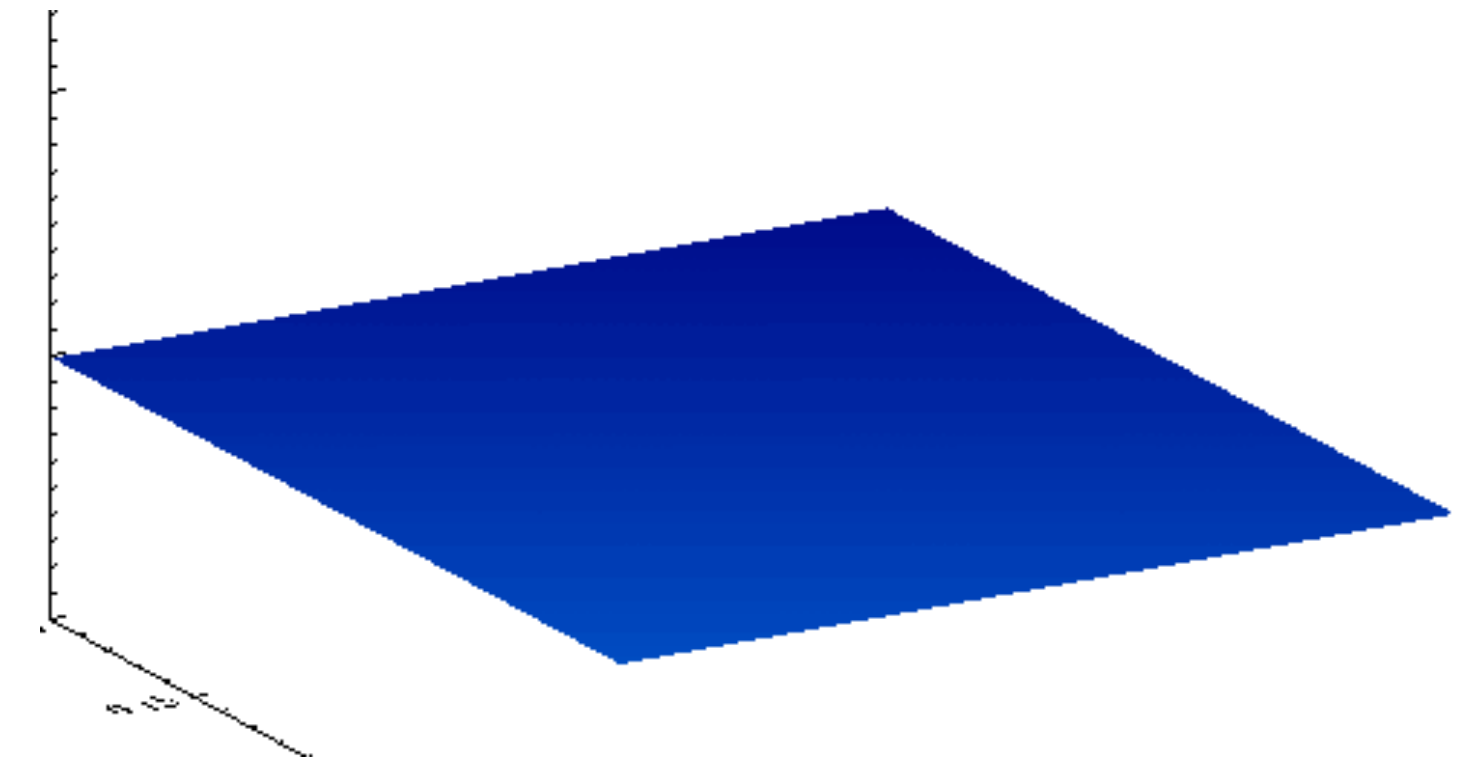
Προτεινόμενη λύση

Belibassakis K.A., Athanassoulis G.A. (2002) – *Extension of second-order Stokes theory to variable bathymetry, J. Fluid Mech.*

Belibassakis K.A. (2007) – *Coupled-mode model for water-wave scattering by shearing currents, J. Fluid Mech.*

Li, Z., et al. (2023) – *Neural operator learning for ocean wave propagation, Ocean Engineering.*

Lu, L. et al. (2021) – *Physics-informed neural networks for nonlinear PDEs, J. Comput. Phys.*



Επιτάχυνση Κυματικών Προσομοιώσεων με Μηχανική Μάθηση

Πρόβλημα

- Οι εξισώσεις κυματισμού (mild-slope, coupled-mode, Shallow Water Equations) περιγράφουν με ακρίβεια τη **διάδοση, ανάκλαση και διάθλαση κυμάτων** σε μεταβαλλόμενη βαθυμετρία.
- Οι παραδοσιακοί solver (π.χ. Boussinesq, SWE) είναι υπολογιστικά δαπανηροί, ειδικά σε μεγάλες περιοχές ή ροές γύρω από πολύπλοκες γεωμετρίες (γάστρες, προπέλες, λιμένες).
- Η συνεχής ανανέωση του κυματικού πεδίου σε πραγματικό χρόνο (π.χ. για harbor resonance ή προσομοίωση πρόωσης) δεν είναι εφικτή με τις κλασικές μεθόδους.

Προτεινόμενη λύση

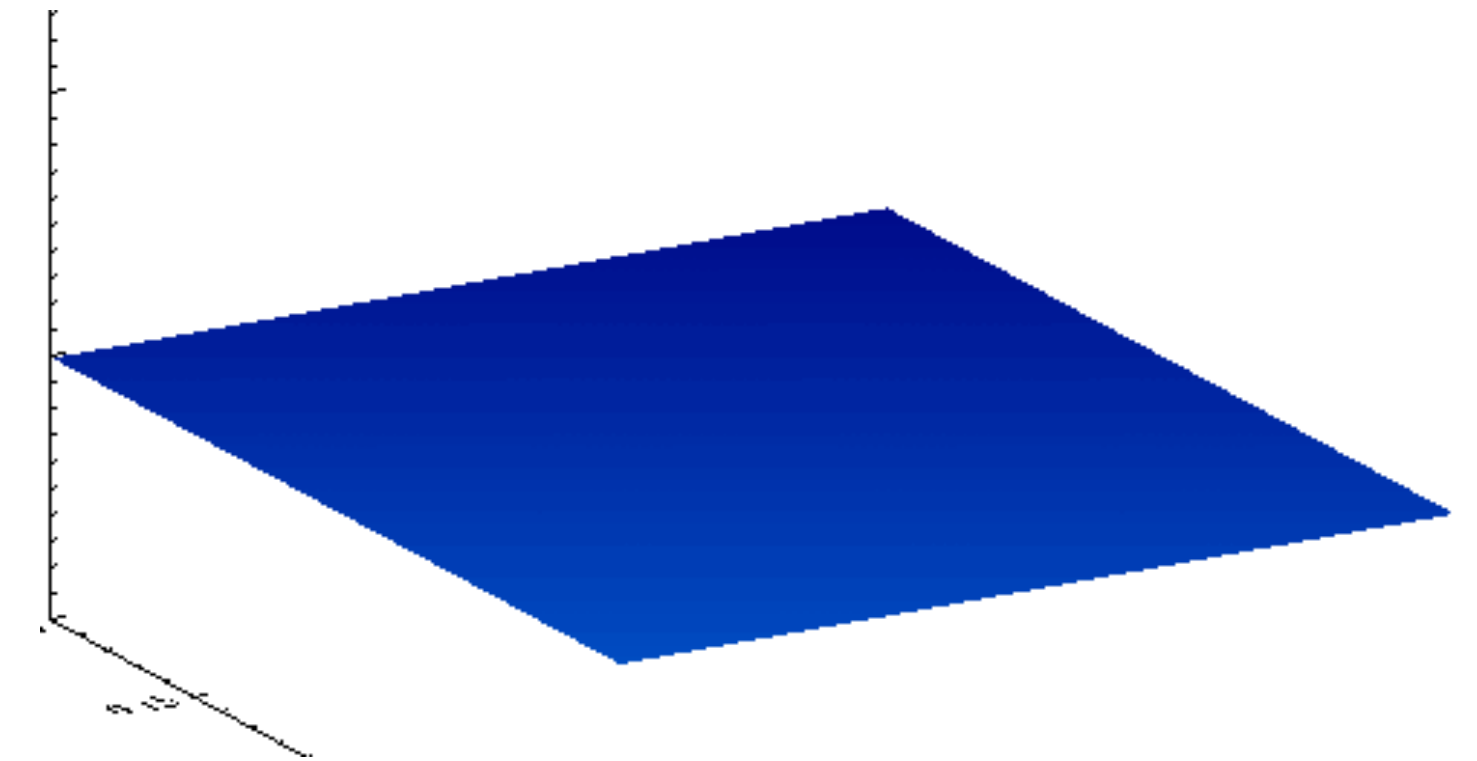
- Ανάπτυξη **φυσικά-συνεπών ML surrogate μοντέλων** (LED, PHLieNets) που μαθαίνουν τον τελεστή διάδοσης κύματος.

Belibassakis K.A., Athanassoulis G.A. (2002) – *Extension of second-order Stokes theory to variable bathymetry, J. Fluid Mech.*

Belibassakis K.A. (2007) – *Coupled-mode model for water-wave scattering by shearing currents, J. Fluid Mech.*

Li, Z., et al. (2023) – *Neural operator learning for ocean wave propagation, Ocean Engineering.*

Lu, L. et al. (2021) – *Physics-informed neural networks for nonlinear PDEs, J. Comput. Phys.*



Επιτάχυνση Κυματικών Προσομοιώσεων με Μηχανική Μάθηση

Πρόβλημα

- Οι εξισώσεις κυματισμού (mild-slope, coupled-mode, Shallow Water Equations) περιγράφουν με ακρίβεια τη **διάδοση, ανάκλαση και διάθλαση κυμάτων** σε μεταβαλλόμενη βαθυμετρία.
- Οι παραδοσιακοί solver (π.χ. Boussinesq, SWE) είναι υπολογιστικά δαπανηροί, ειδικά σε μεγάλες περιοχές ή ροές γύρω από πολύπλοκες γεωμετρίες (γάστρες, προπέλες, λιμένες).
- Η συνεχής ανανέωση του κυματικού πεδίου σε πραγματικό χρόνο (π.χ. για harbor resonance ή προσομοίωση πρόωσης) δεν είναι εφικτή με τις κλασικές μεθόδους.

Προτεινόμενη λύση

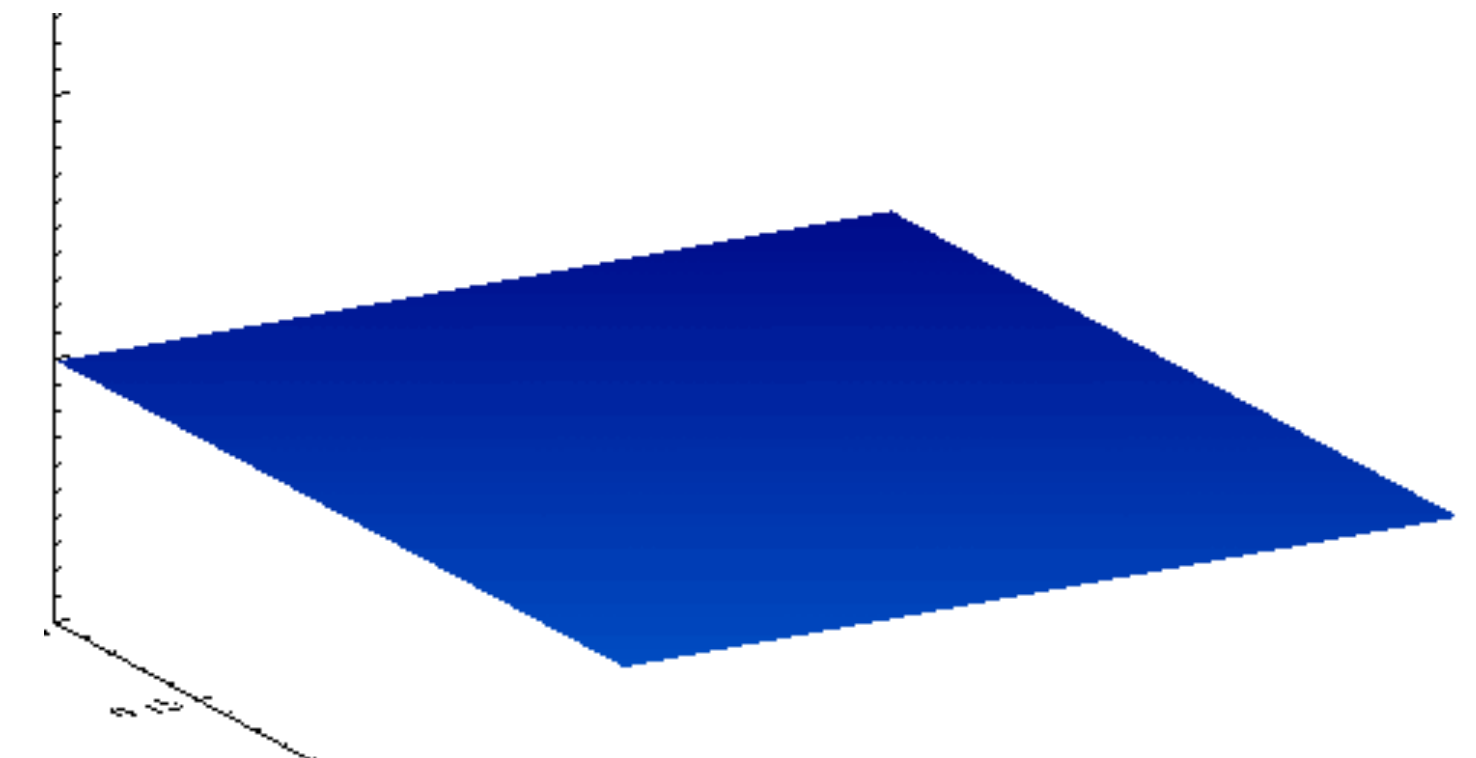
- Ανάπτυξη **φυσικά-συνεπών ML surrogate μοντέλων** (LED, PHLieNets) που μαθαίνουν τον τελεστή διάδοσης κύματος.
- Coupling με υπάρχον solver: χρήση δεδομένων από τον solver για εκπαίδευση του δικτύου, ώστε να προσεγγίσει τη χρονική εξέλιξη του κυματικού πεδίου υπό μεταβαλλόμενη βαθυμετρία.

Belibassakis K.A., Athanassoulis G.A. (2002) – *Extension of second-order Stokes theory to variable bathymetry, J. Fluid Mech.*

Belibassakis K.A. (2007) – *Coupled-mode model for water-wave scattering by shearing currents, J. Fluid Mech.*

Li, Z., et al. (2023) – *Neural operator learning for ocean wave propagation, Ocean Engineering.*

Lu, L. et al. (2021) – *Physics-informed neural networks for nonlinear PDEs, J. Comput. Phys.*



Επιτάχυνση Κυματικών Προσομοιώσεων με Μηχανική Μάθηση

Πρόβλημα

- Οι εξισώσεις κυματισμού (mild-slope, coupled-mode, Shallow Water Equations) περιγράφουν με ακρίβεια τη **διάδοση, ανάκλαση και διάθλαση κυμάτων** σε μεταβαλλόμενη βαθυμετρία.
- Οι παραδοσιακοί solver (π.χ. Boussinesq, SWE) είναι υπολογιστικά δαπανηροί, ειδικά σε μεγάλες περιοχές ή ροές γύρω από πολύπλοκες γεωμετρίες (γάστρες, προπέλες, λιμένες).
- Η συνεχής ανανέωση του κυματικού πεδίου σε πραγματικό χρόνο (π.χ. για harbor resonance ή προσομοίωση πρόωσης) δεν είναι εφικτή με τις κλασικές μεθόδους.

Προτεινόμενη λύση

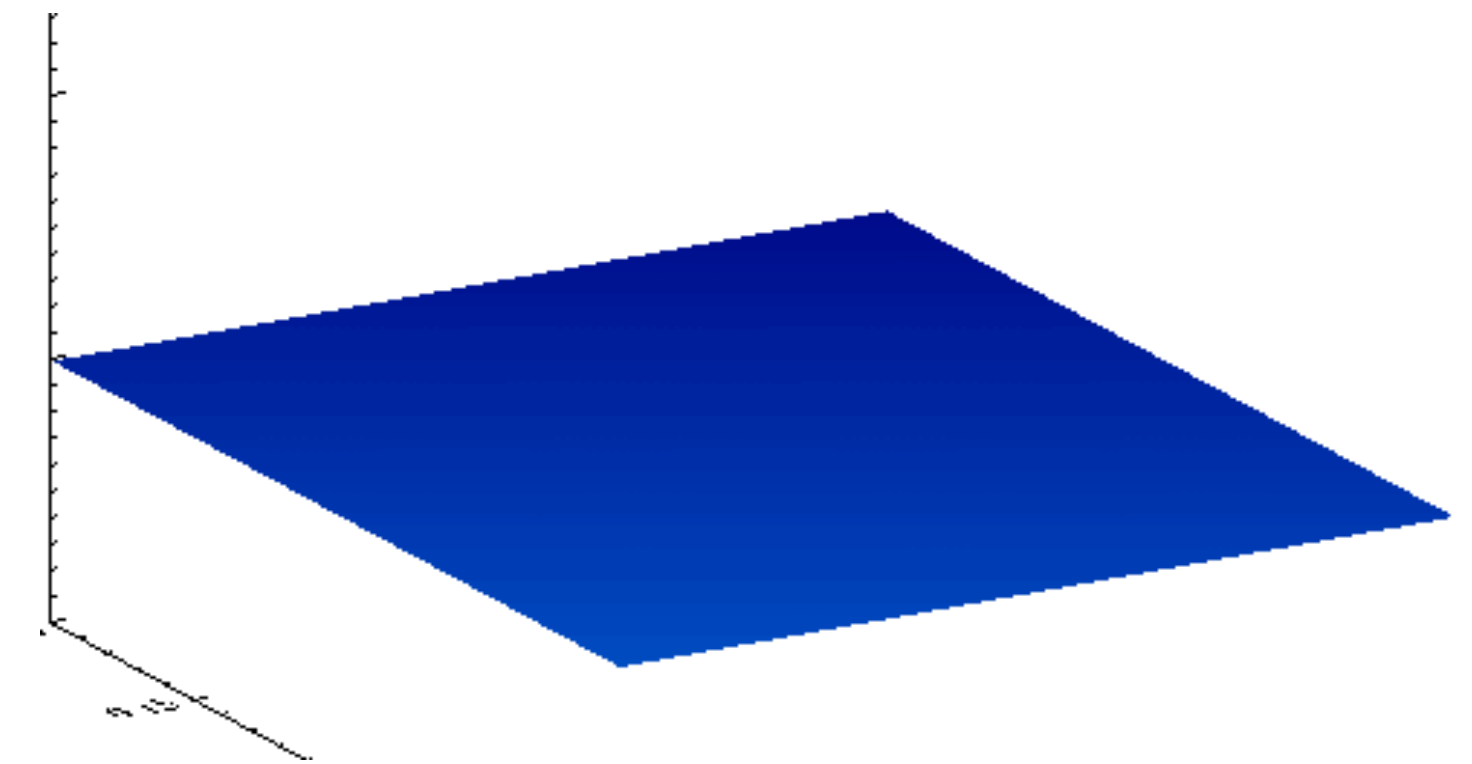
- Ανάπτυξη **φυσικά-συνεπών ML surrogate μοντέλων** (LED, PHLieNets) που μαθαίνουν τον τελεστή διάδοσης κύματος.
- Coupling με υπάρχον solver: χρήση δεδομένων από τον solver για εκπαίδευση του δικτύου, ώστε να προσεγγίσει τη χρονική εξέλιξη του κυματικού πεδίου υπό μεταβαλλόμενη βαθυμετρία.
- Το ML surrogate **αντικαθιστά ή επιταχύνει το αριθμητικό βήμα διάδοσης**, παρέχοντας προβλέψεις σε χιλιοστά του δευτερολέπτου.

Belibassakis K.A., Athanassoulis G.A. (2002) – *Extension of second-order Stokes theory to variable bathymetry, J. Fluid Mech.*

Belibassakis K.A. (2007) – *Coupled-mode model for water-wave scattering by shearing currents, J. Fluid Mech.*

Li, Z., et al. (2023) – *Neural operator learning for ocean wave propagation, Ocean Engineering.*

Lu, L. et al. (2021) – *Physics-informed neural networks for nonlinear PDEs, J. Comput. Phys.*



Επιτάχυνση Κυματικών Προσομοιώσεων με Μηχανική Μάθηση

Πρόβλημα

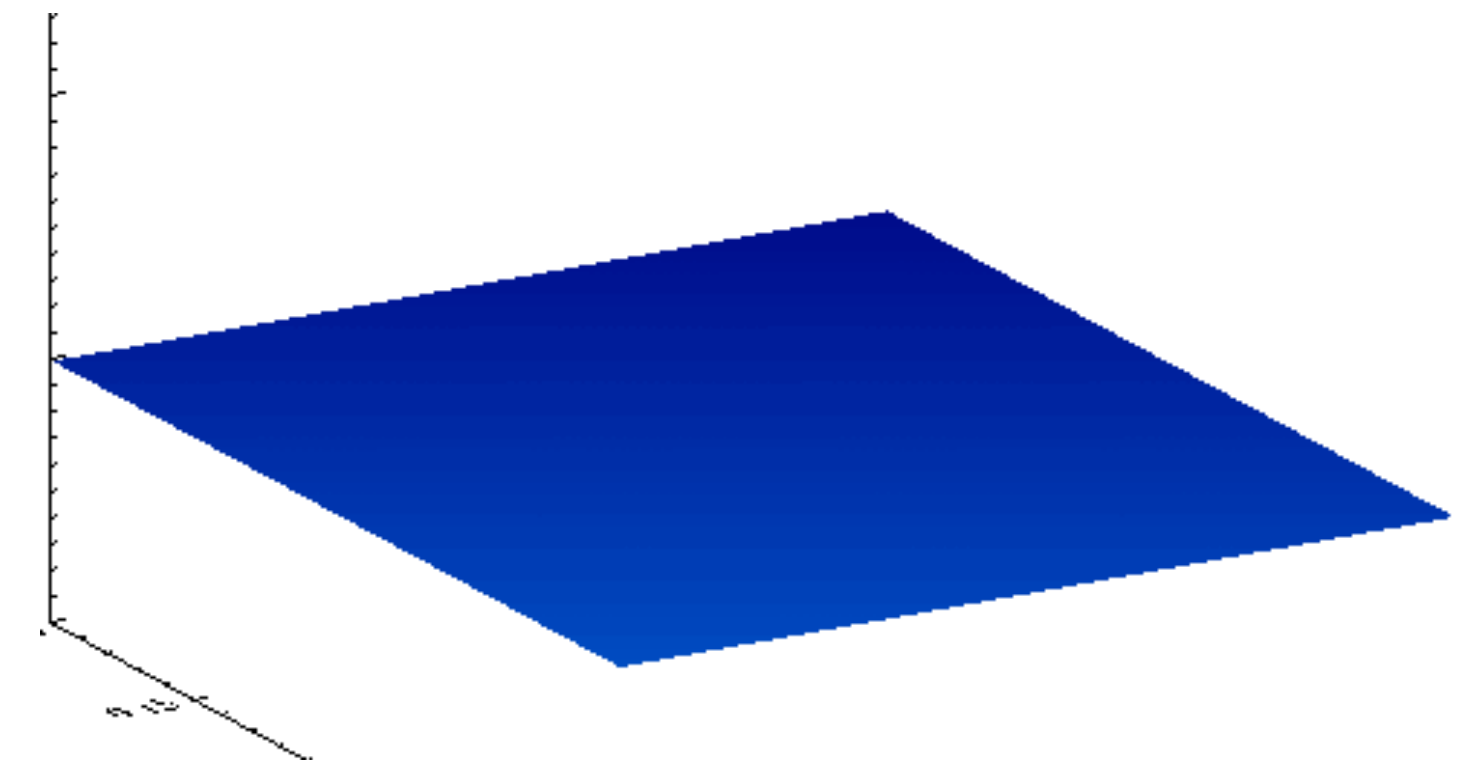
- Οι εξισώσεις κυματισμού (mild-slope, coupled-mode, Shallow Water Equations) περιγράφουν με ακρίβεια τη **διάδοση, ανάκλαση και διάθλαση κυμάτων** σε μεταβαλλόμενη βαθυμετρία.
- Οι παραδοσιακοί solver (π.χ. Boussinesq, SWE) είναι υπολογιστικά δαπανηροί, ειδικά σε μεγάλες περιοχές ή ροές γύρω από πολύπλοκες γεωμετρίες (γάστρες, προπέλες, λιμένες).
- Η συνεχής ανανέωση του κυματικού πεδίου σε πραγματικό χρόνο (π.χ. για harbor resonance ή προσομοίωση πρόωσης) δεν είναι εφικτή με τις κλασικές μεθόδους.

Προτεινόμενη λύση

- Ανάπτυξη **φυσικά-συνεπών ML surrogate μοντέλων** (LED, PHLieNets) που μαθαίνουν τον τελεστή διάδοσης κύματος.
- Coupling με υπάρχον solver: χρήση δεδομένων από τον solver για εκπαίδευση του δικτύου, ώστε να προσεγγίσει τη χρονική εξέλιξη του κυματικού πεδίου υπό μεταβαλλόμενη βαθυμετρία.
- Το ML surrogate **αντικαθιστά ή επιταχύνει το αριθμητικό βήμα διάδοσης**, παρέχοντας προβλέψεις σε χιλιοστά του δευτερολέπτου.

Εφαρμογές & Οφέλη

Belibassakis K.A., Athanassoulis G.A. (2002) – *Extension of second-order Stokes theory to variable bathymetry, J. Fluid Mech.*
Belibassakis K.A. (2007) – *Coupled-mode model for water-wave scattering by shearing currents, J. Fluid Mech.*
Li, Z., et al. (2023) – *Neural operator learning for ocean wave propagation, Ocean Engineering.*
Lu, L. et al. (2021) – *Physics-informed neural networks for nonlinear PDEs, J. Comput. Phys.*



Επιτάχυνση Κυματικών Προσομοιώσεων με Μηχανική Μάθηση

Πρόβλημα

- Οι εξισώσεις κυματισμού (mild-slope, coupled-mode, Shallow Water Equations) περιγράφουν με ακρίβεια τη **διάδοση, ανάκλαση και διάθλαση κυμάτων** σε μεταβαλλόμενη βαθυμετρία.
- Οι παραδοσιακοί solver (π.χ. Boussinesq, SWE) είναι υπολογιστικά δαπανηροί, ειδικά σε μεγάλες περιοχές ή ροές γύρω από πολύπλοκες γεωμετρίες (γάστρες, προπέλες, λιμένες).
- Η συνεχής ανανέωση του κυματικού πεδίου σε πραγματικό χρόνο (π.χ. για harbor resonance ή προσομοίωση πρόωσης) δεν είναι εφικτή με τις κλασικές μεθόδους.

Προτεινόμενη λύση

- Ανάπτυξη **φυσικά-συνεπών ML surrogate μοντέλων** (LED, PHLieNets) που μαθαίνουν τον τελεστή διάδοσης κύματος.
- Coupling με υπάρχον solver: χρήση δεδομένων από τον solver για εκπαίδευση του δικτύου, ώστε να προσεγγίσει τη χρονική εξέλιξη του κυματικού πεδίου υπό μεταβαλλόμενη βαθυμετρία.
- Το ML surrogate **αντικαθιστά ή επιταχύνει το αριθμητικό βήμα διάδοσης**, παρέχοντας προβλέψεις σε χιλιοστά του δευτερολέπτου.

Εφαρμογές & Οφέλη

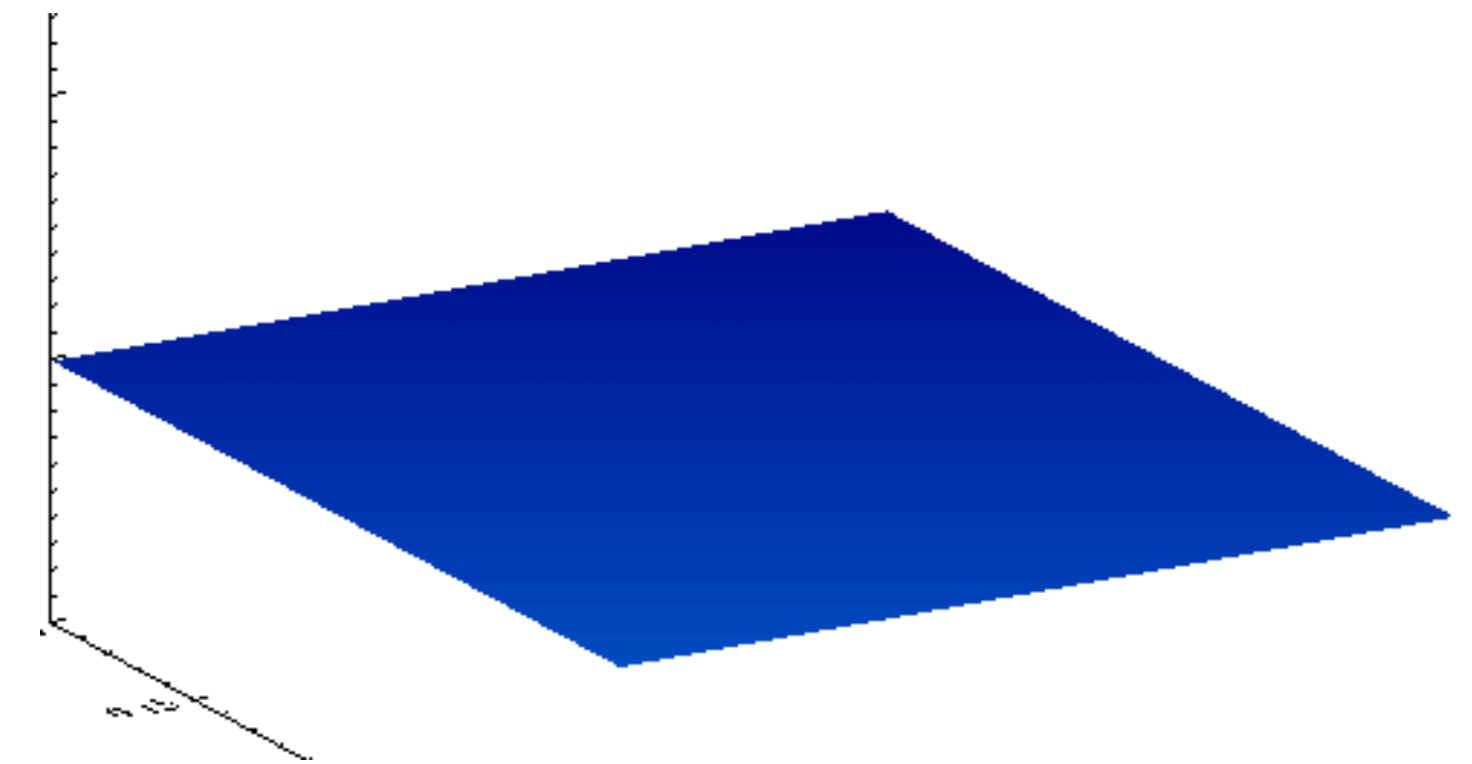
- Ταχεία πρόβλεψη κυματικού πεδίου, κυματισμών λιμένων και κυματικών φορτίσεων σε θαλάσσιες κατασκευές.

Belibassakis K.A., Athanassoulis G.A. (2002) – *Extension of second-order Stokes theory to variable bathymetry, J. Fluid Mech.*

Belibassakis K.A. (2007) – *Coupled-mode model for water-wave scattering by shearing currents, J. Fluid Mech.*

Li, Z., et al. (2023) – *Neural operator learning for ocean wave propagation, Ocean Engineering.*

Lu, L. et al. (2021) – *Physics-informed neural networks for nonlinear PDEs, J. Comput. Phys.*



Επιτάχυνση Κυματικών Προσομοιώσεων με Μηχανική Μάθηση

Πρόβλημα

- Οι εξισώσεις κυματισμού (mild-slope, coupled-mode, Shallow Water Equations) περιγράφουν με ακρίβεια τη **διάδοση, ανάκλαση και διάθλαση κυμάτων** σε μεταβαλλόμενη βαθυμετρία.
- Οι παραδοσιακοί solver (π.χ. Boussinesq, SWE) είναι υπολογιστικά δαπανηροί, ειδικά σε μεγάλες περιοχές ή ροές γύρω από πολύπλοκες γεωμετρίες (γάστρες, προπέλες, λιμένες).
- Η συνεχής ανανέωση του κυματικού πεδίου σε πραγματικό χρόνο (π.χ. για harbor resonance ή προσομοίωση πρόωσης) δεν είναι εφικτή με τις κλασικές μεθόδους.

Προτεινόμενη λύση

- Ανάπτυξη **φυσικά-συνεπών ML surrogate μοντέλων** (LED, PHLieNets) που μαθαίνουν τον τελεστή διάδοσης κύματος.
- Coupling με υπάρχον solver: χρήση δεδομένων από τον solver για εκπαίδευση του δικτύου, ώστε να προσεγγίσει τη χρονική εξέλιξη του κυματικού πεδίου υπό μεταβαλλόμενη βαθυμετρία.
- Το ML surrogate **αντικαθιστά ή επιταχύνει το αριθμητικό βήμα διάδοσης**, παρέχοντας προβλέψεις σε χιλιοστά του δευτερολέπτου.

Εφαρμογές & Οφέλη

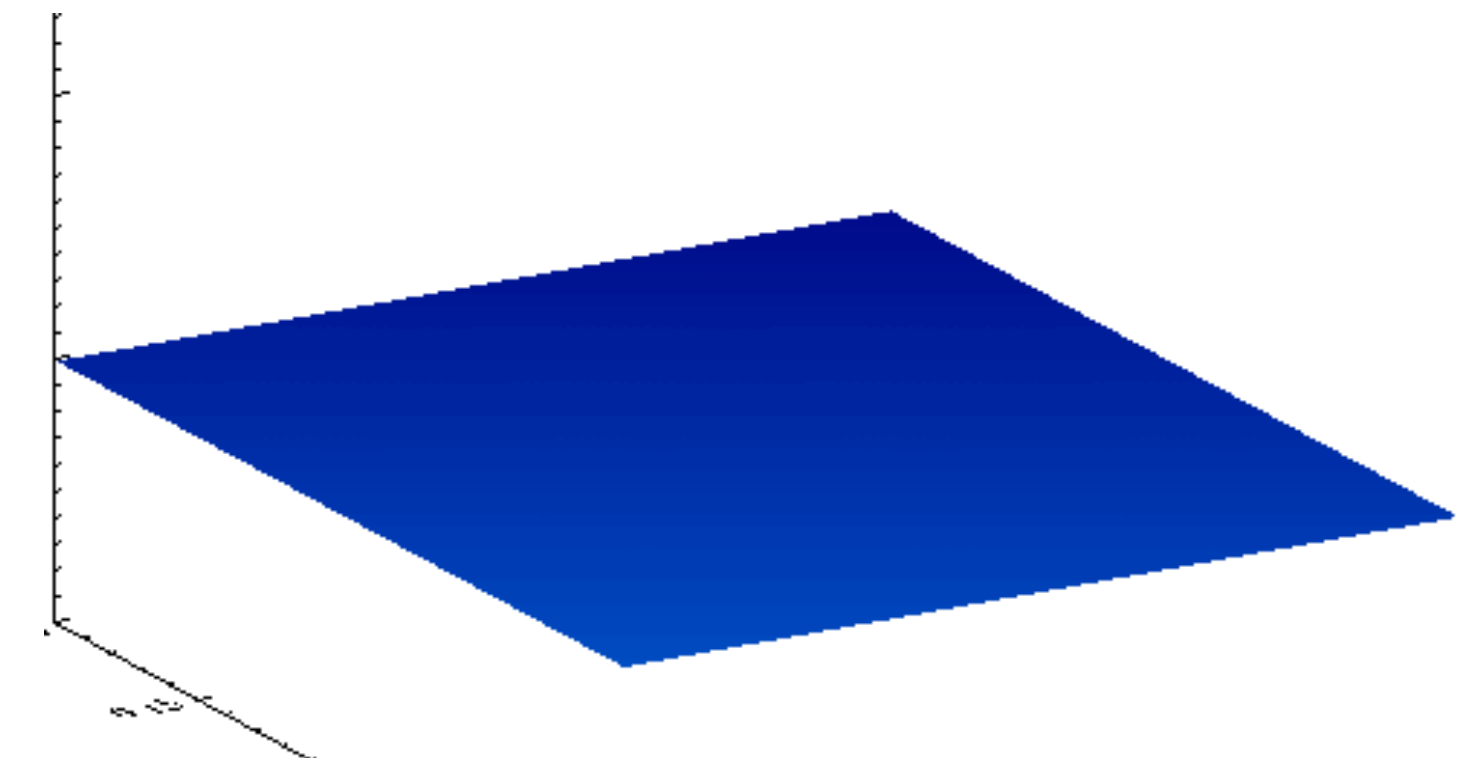
- Ταχεία πρόβλεψη κυματικού πεδίου, κυματισμών λιμένων και κυματικών φορτίσεων σε θαλάσσιες κατασκευές.
- Πραγματικού χρόνου εκτίμηση κυματισμού και εντοπισμός συντονισμών (harbor resonance) για έγκαιρη προειδοποίηση.

Belibassakis K.A., Athanassoulis G.A. (2002) – *Extension of second-order Stokes theory to variable bathymetry, J. Fluid Mech.*

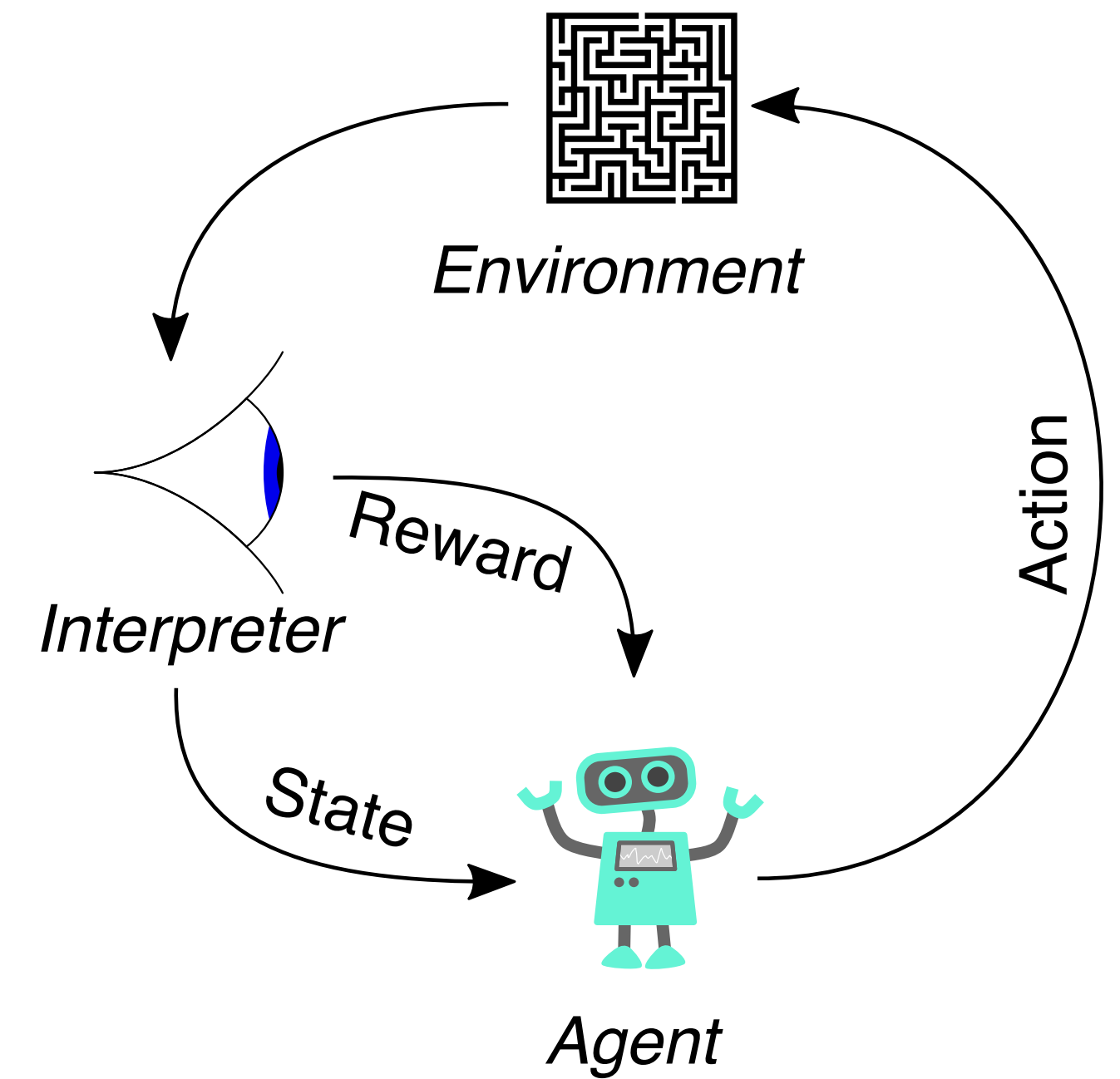
Belibassakis K.A. (2007) – *Coupled-mode model for water-wave scattering by shearing currents, J. Fluid Mech.*

Li, Z., et al. (2023) – *Neural operator learning for ocean wave propagation, Ocean Engineering.*

Lu, L. et al. (2021) – *Physics-informed neural networks for nonlinear PDEs, J. Comput. Phys.*

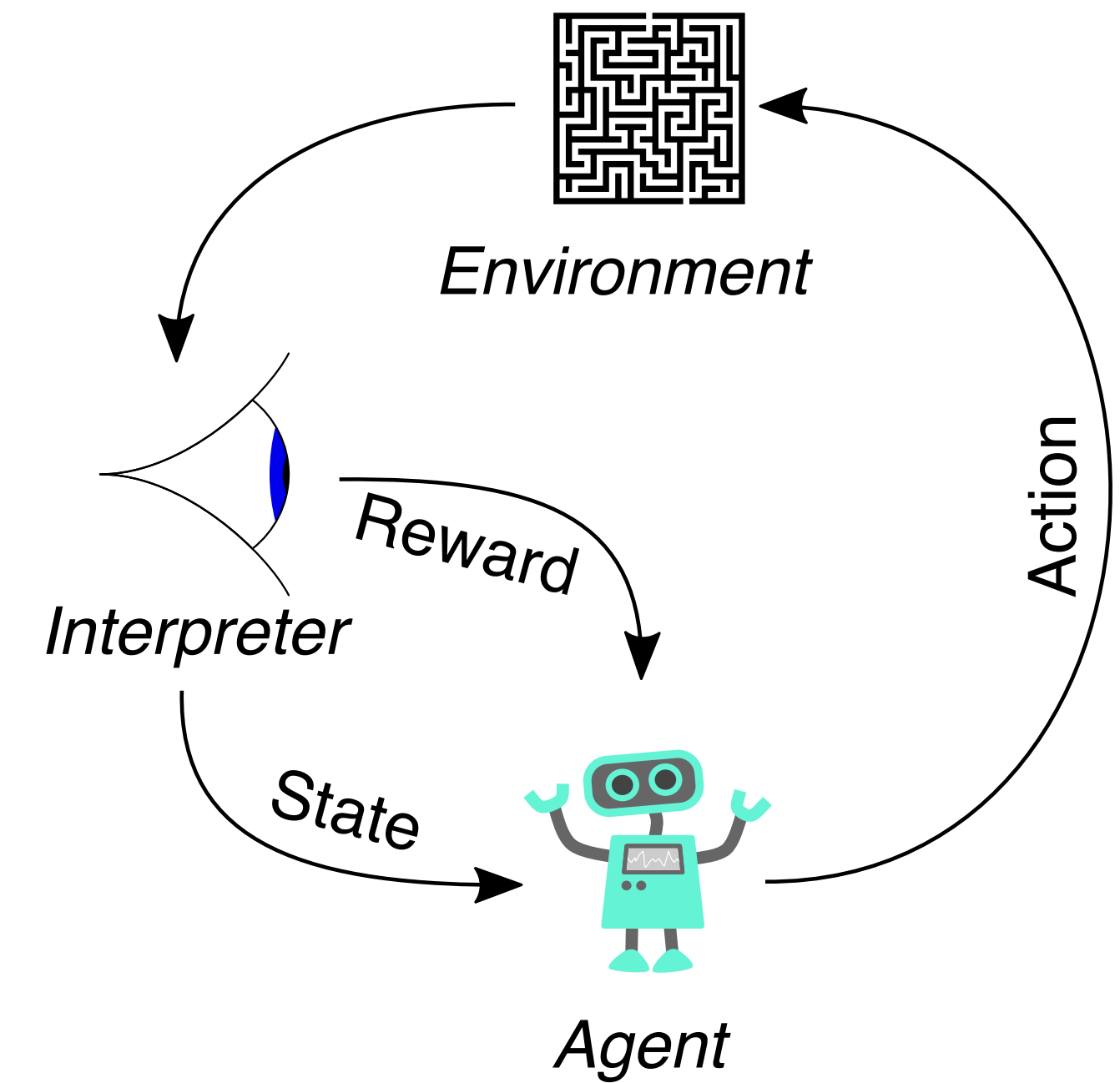


Ενισχυτική Μάθηση (Reinforcement Learning)



Ενισχυτική Μάθηση (Reinforcement Learning)

Βασική Ιδέα

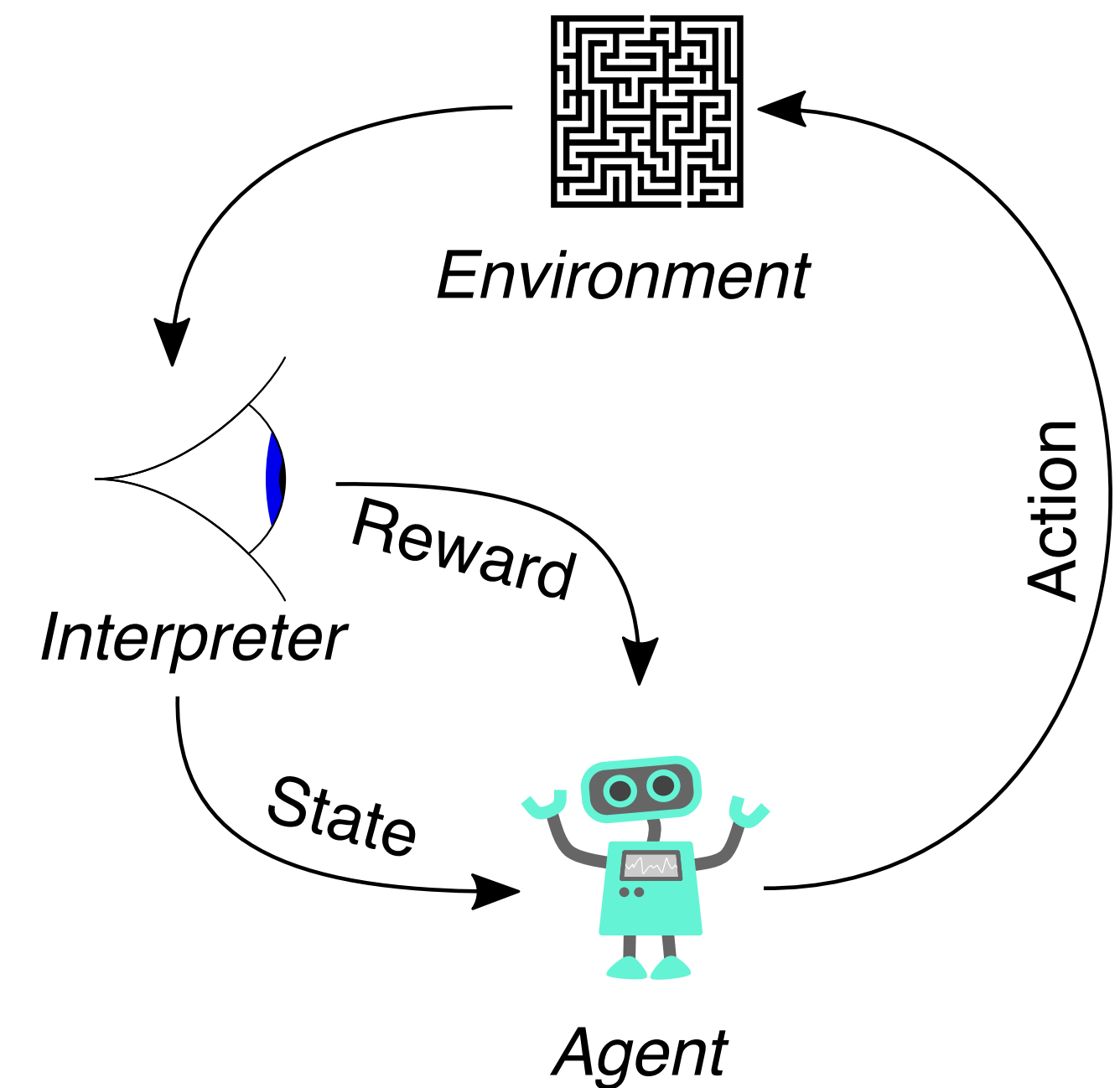


Ενισχυτική Μάθηση (Reinforcement Learning)

Βασική Ιδέα

Η ενισχυτική μάθηση αφορά συστήματα που μαθαίνουν μέσω αλληλεπίδρασης με το περιβάλλον.

Ο “πράκτορας” (agent) δοκιμάζει ενέργειες, παρατηρεί τις συνέπειες και βελτιώνει τη στρατηγική του ώστε να μεγιστοποιεί μια **μακροπρόθεσμη ανταμοιβή** (reward).

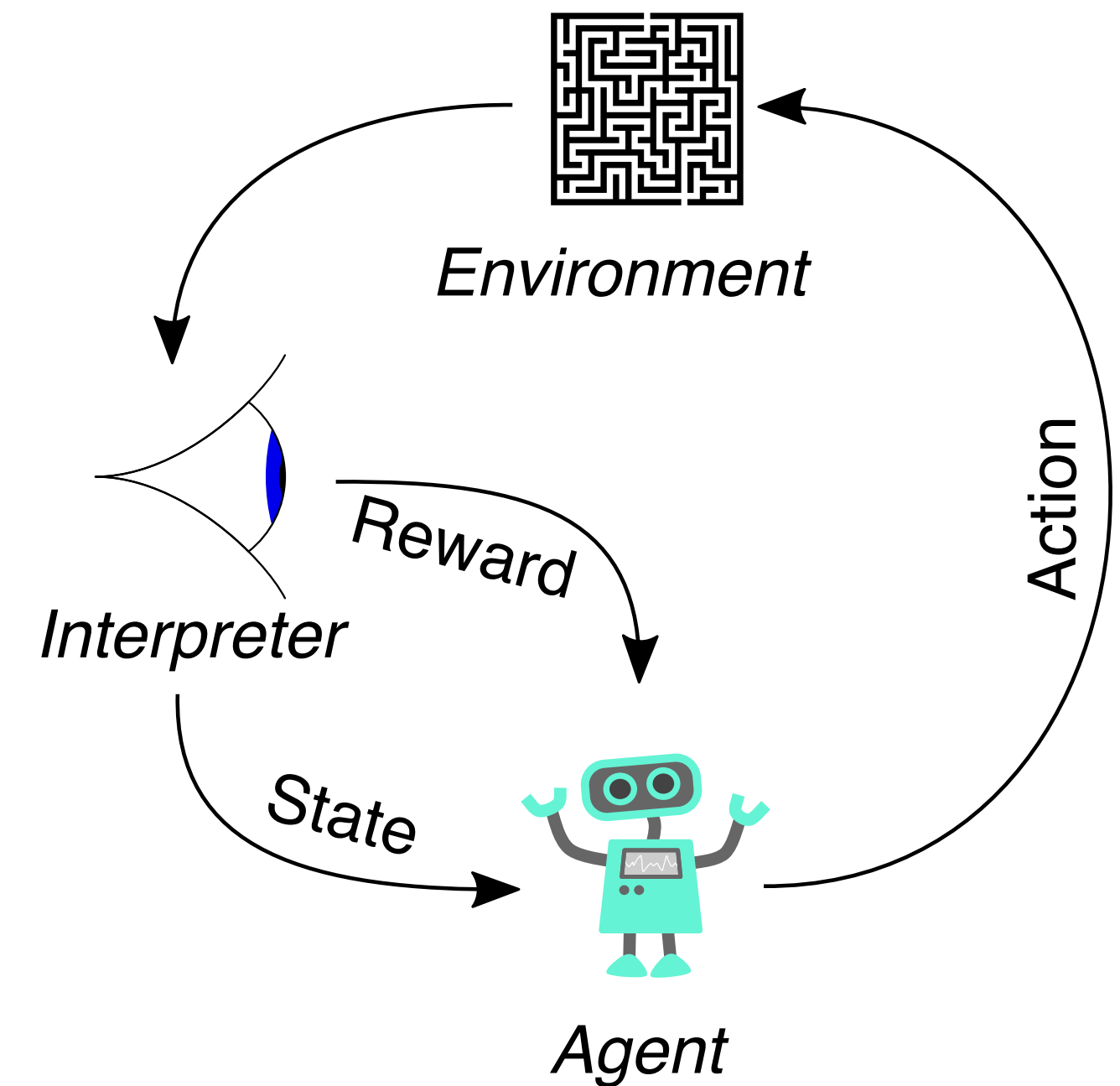


Ενισχυτική Μάθηση (Reinforcement Learning)

Βασική Ιδέα

Η ενισχυτική μάθηση αφορά συστήματα που μαθαίνουν μέσω αλληλεπίδρασης με το περιβάλλον.

Ο "πράκτορας" (agent) δοκιμάζει ενέργειες, παρατηρεί τις συνέπειες και βελτιώνει τη στρατηγική του ώστε να μεγιστοποιεί μια **μακροπρόθεσμη ανταμοιβή** (reward).



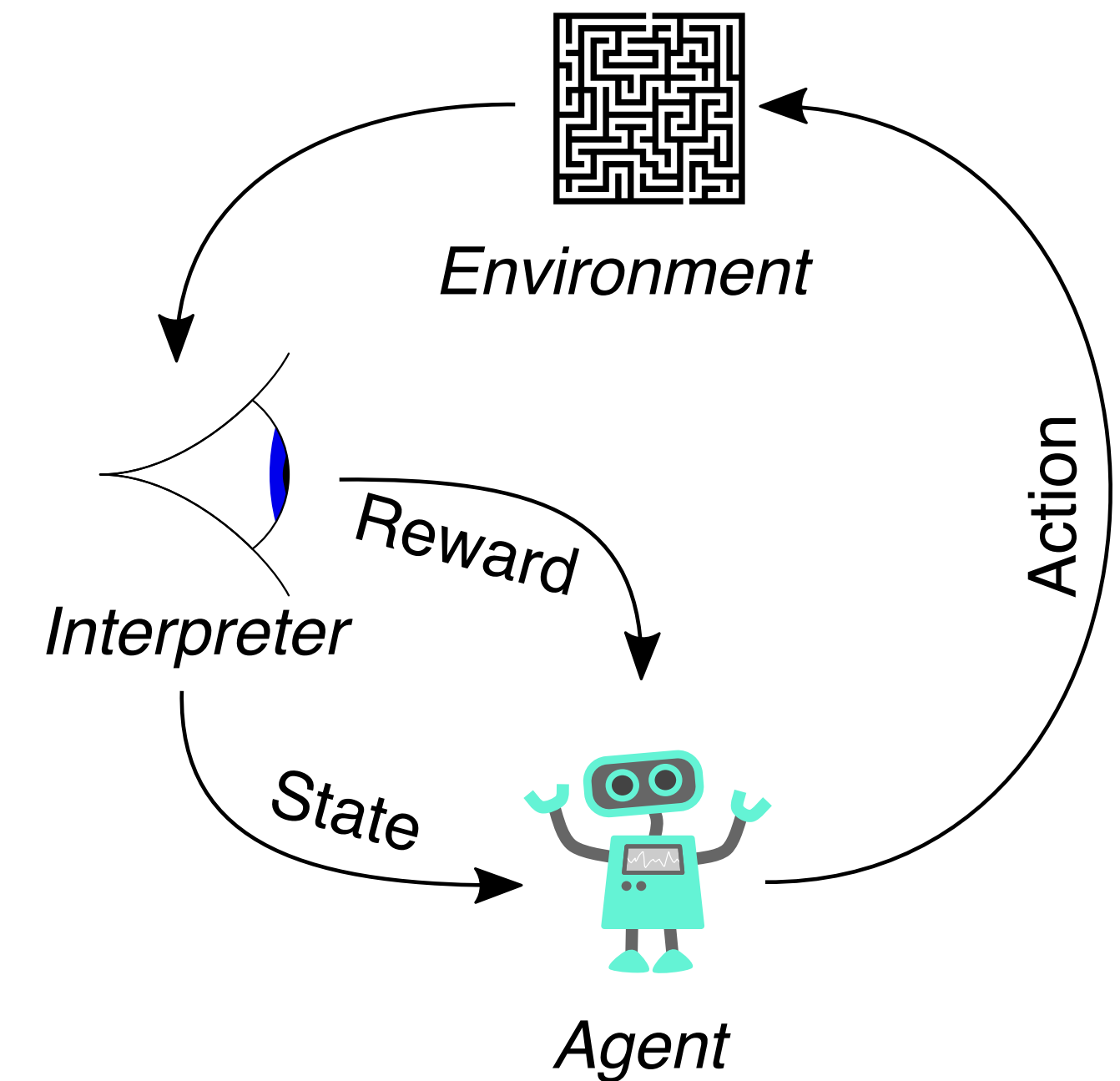
Ενισχυτική Μάθηση (Reinforcement Learning)

Βασική Ιδέα

Η ενισχυτική μάθηση αφορά συστήματα που μαθαίνουν μέσω αλληλεπίδρασης με το περιβάλλον.

Ο "πράκτορας" (agent) δοκιμάζει ενέργειες, παρατηρεί τις συνέπειες και βελτιώνει τη στρατηγική του ώστε να μεγιστοποιεί μια **μακροπρόθεσμη ανταμοιβή** (reward).

Κύρια συστατικά



Ενισχυτική Μάθηση (Reinforcement Learning)

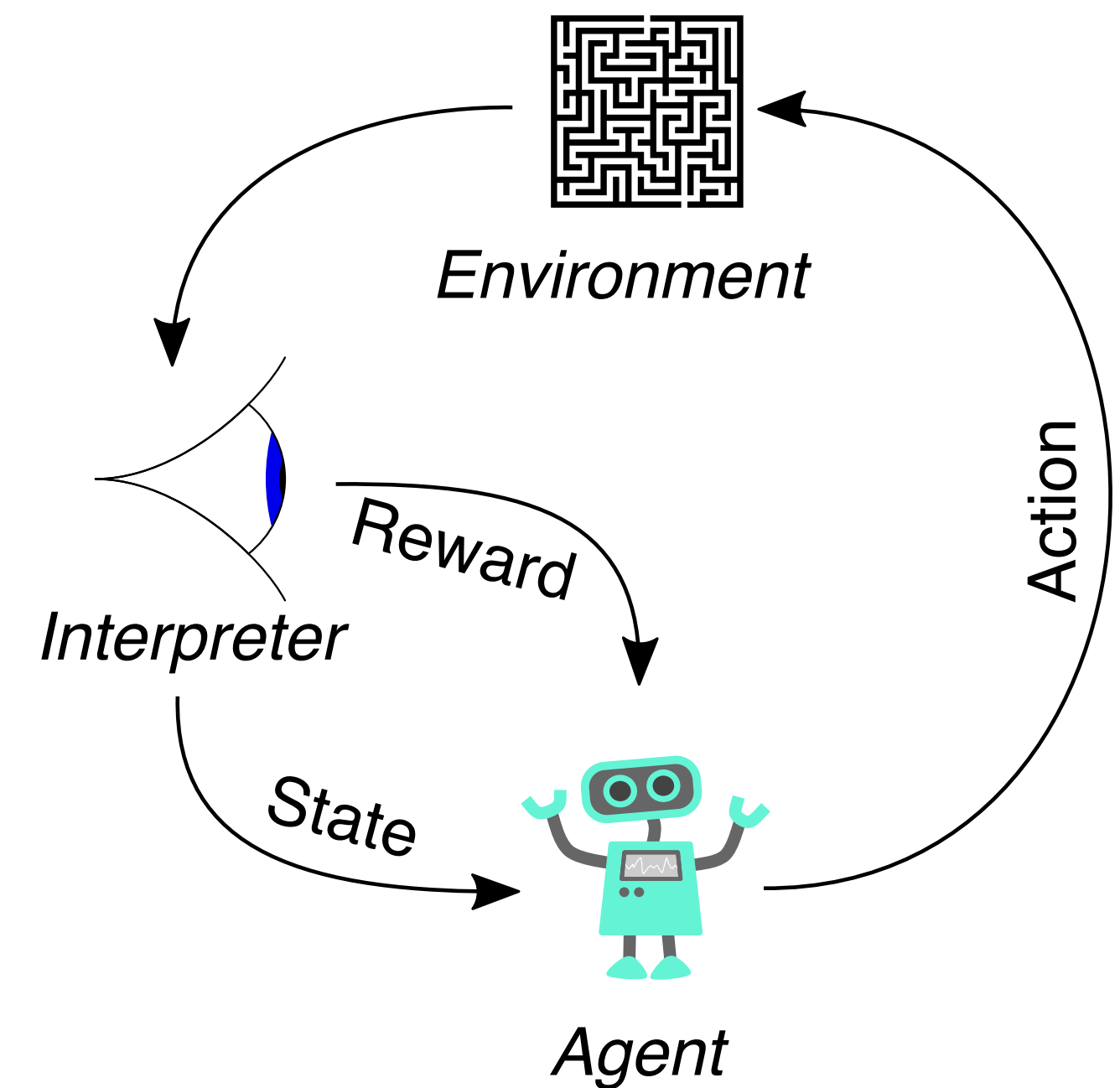
Βασική Ιδέα

Η ενισχυτική μάθηση αφορά συστήματα που μαθαίνουν μέσω αλληλεπίδρασης με το περιβάλλον.

Ο "πράκτορας" (agent) δοκιμάζει ενέργειες, παρατηρεί τις συνέπειες και βελτιώνει τη στρατηγική του ώστε να μεγιστοποιεί μια **μακροπρόθεσμη ανταμοιβή** (reward).

Κύρια συστατικά

- Πράκτορας (Agent): λαμβάνει αποφάσεις και ενημερώνει την πολιτική του.



Ενισχυτική Μάθηση (Reinforcement Learning)

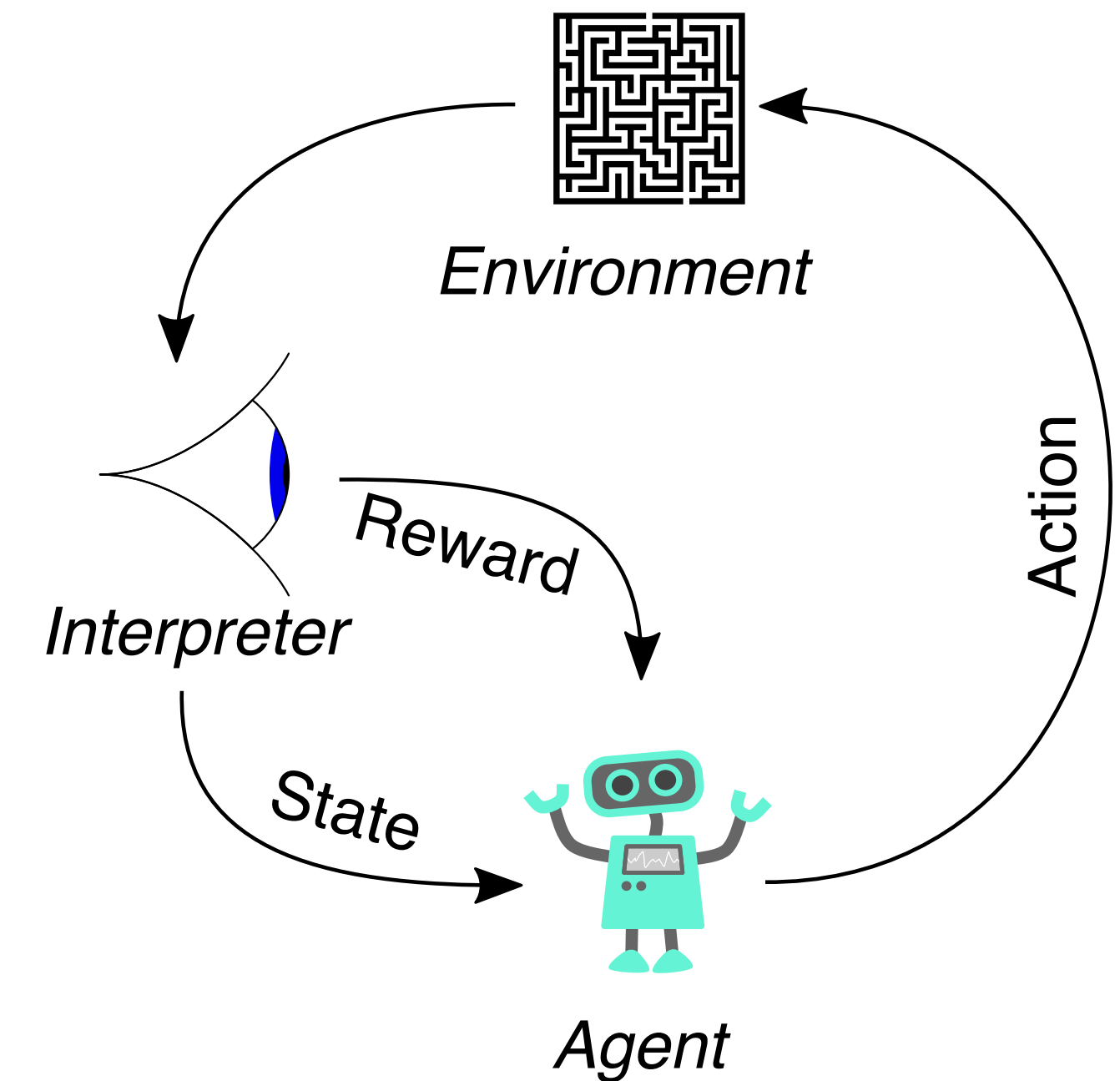
Βασική Ιδέα

Η ενισχυτική μάθηση αφορά συστήματα που μαθαίνουν μέσω αλληλεπίδρασης με το περιβάλλον.

Ο “πράκτορας” (agent) δοκιμάζει ενέργειες, παρατηρεί τις συνέπειες και βελτιώνει τη στρατηγική του ώστε να μεγιστοποιεί μια **μακροπρόθεσμη ανταμοιβή** (reward).

Κύρια συστατικά

- Πράκτορας (Agent): λαμβάνει αποφάσεις και ενημερώνει την πολιτική του.
- Περιβάλλον (Environment): φυσικό ή υπολογιστικό σύστημα με το οποίο αλληλεπιδρά.



Ενισχυτική Μάθηση (Reinforcement Learning)

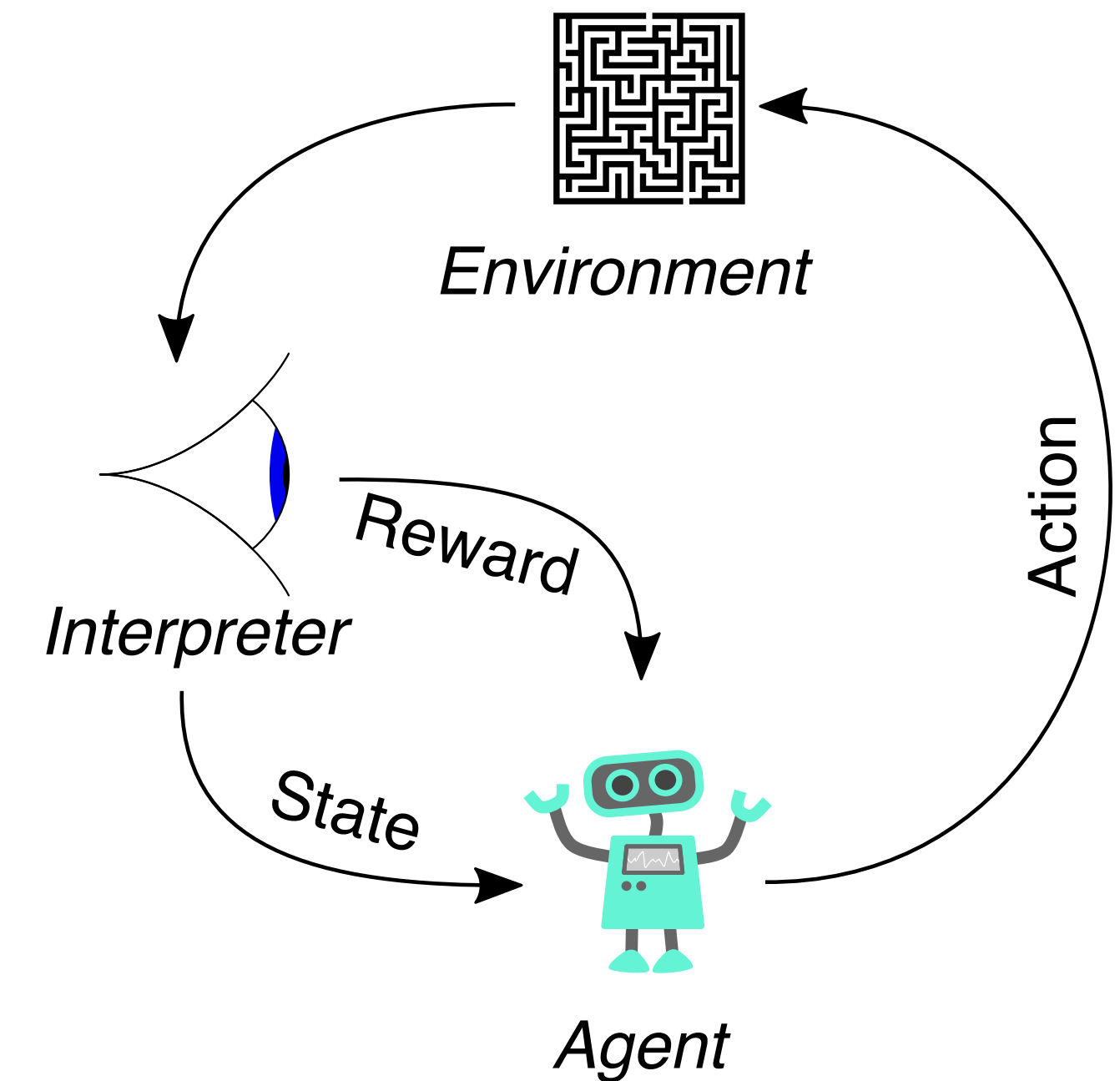
Βασική Ιδέα

Η ενισχυτική μάθηση αφορά συστήματα που μαθαίνουν μέσω αλληλεπίδρασης με το περιβάλλον.

Ο “πράκτορας” (agent) δοκιμάζει ενέργειες, παρατηρεί τις συνέπειες και βελτιώνει τη στρατηγική του ώστε να μεγιστοποιεί μια **μακροπρόθεσμη ανταμοιβή** (reward).

Κύρια συστατικά

- Πράκτορας (Agent): λαμβάνει αποφάσεις και ενημερώνει την πολιτική του.
- Περιβάλλον (Environment): φυσικό ή υπολογιστικό σύστημα με το οποίο αλληλεπιδρά.
- Κατάσταση (State): η τρέχουσα περιγραφή του συστήματος.



Ενισχυτική Μάθηση (Reinforcement Learning)

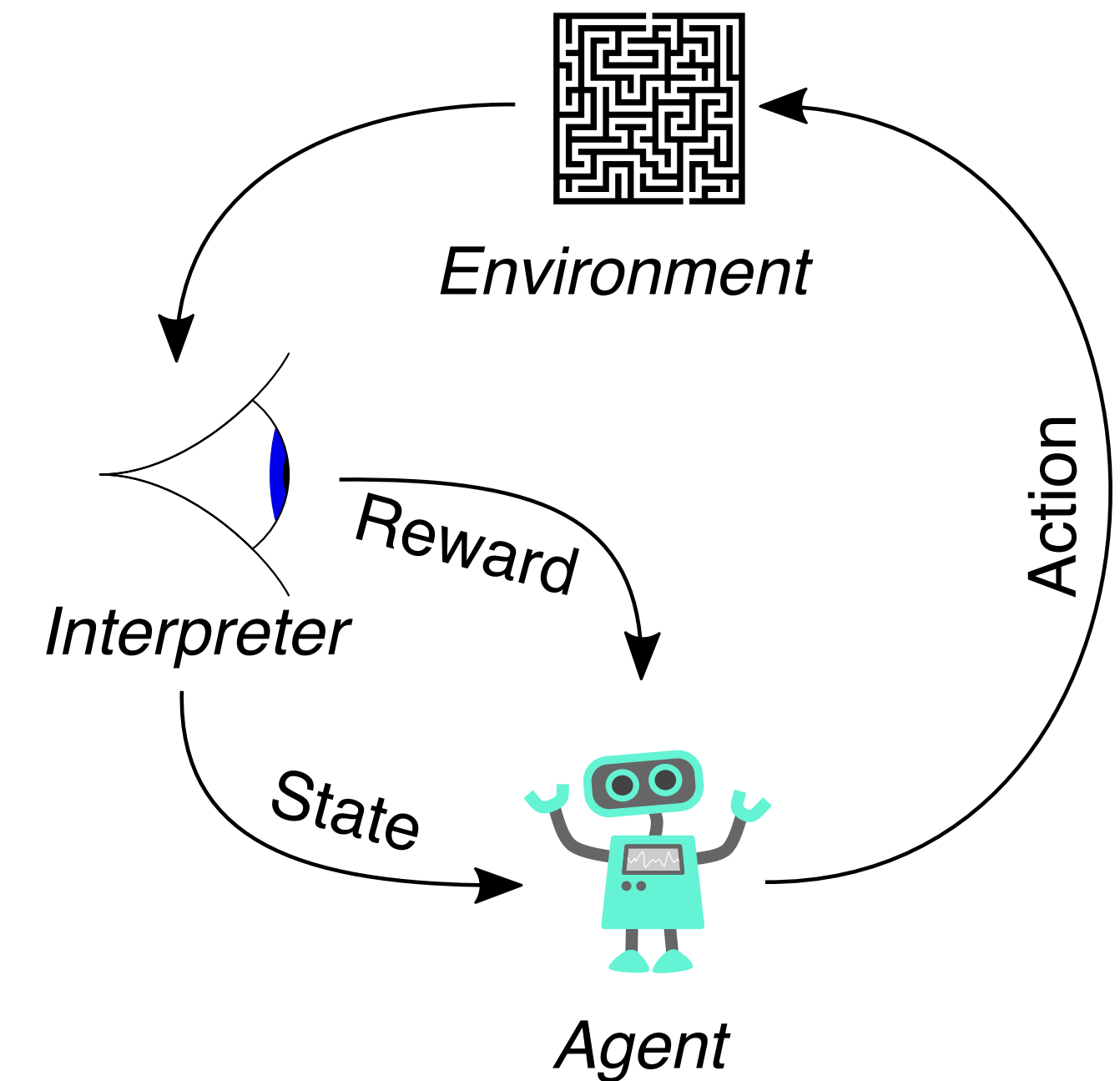
Βασική Ιδέα

Η ενισχυτική μάθηση αφορά συστήματα που μαθαίνουν μέσω αλληλεπίδρασης με το περιβάλλον.

Ο “πράκτορας” (agent) δοκιμάζει ενέργειες, παρατηρεί τις συνέπειες και βελτιώνει τη στρατηγική του ώστε να μεγιστοποιεί μια **μακροπρόθεσμη ανταμοιβή** (reward).

Κύρια συστατικά

- Πράκτορας (Agent): λαμβάνει αποφάσεις και ενημερώνει την πολιτική του.
- Περιβάλλον (Environment): φυσικό ή υπολογιστικό σύστημα με το οποίο αλληλεπιδρά.
- Κατάσταση (State): η τρέχουσα περιγραφή του συστήματος.
- Ενέργεια (Action): παρέμβαση ή επιλογή που αλλάζει την εξέλιξη.



Ενισχυτική Μάθηση (Reinforcement Learning)

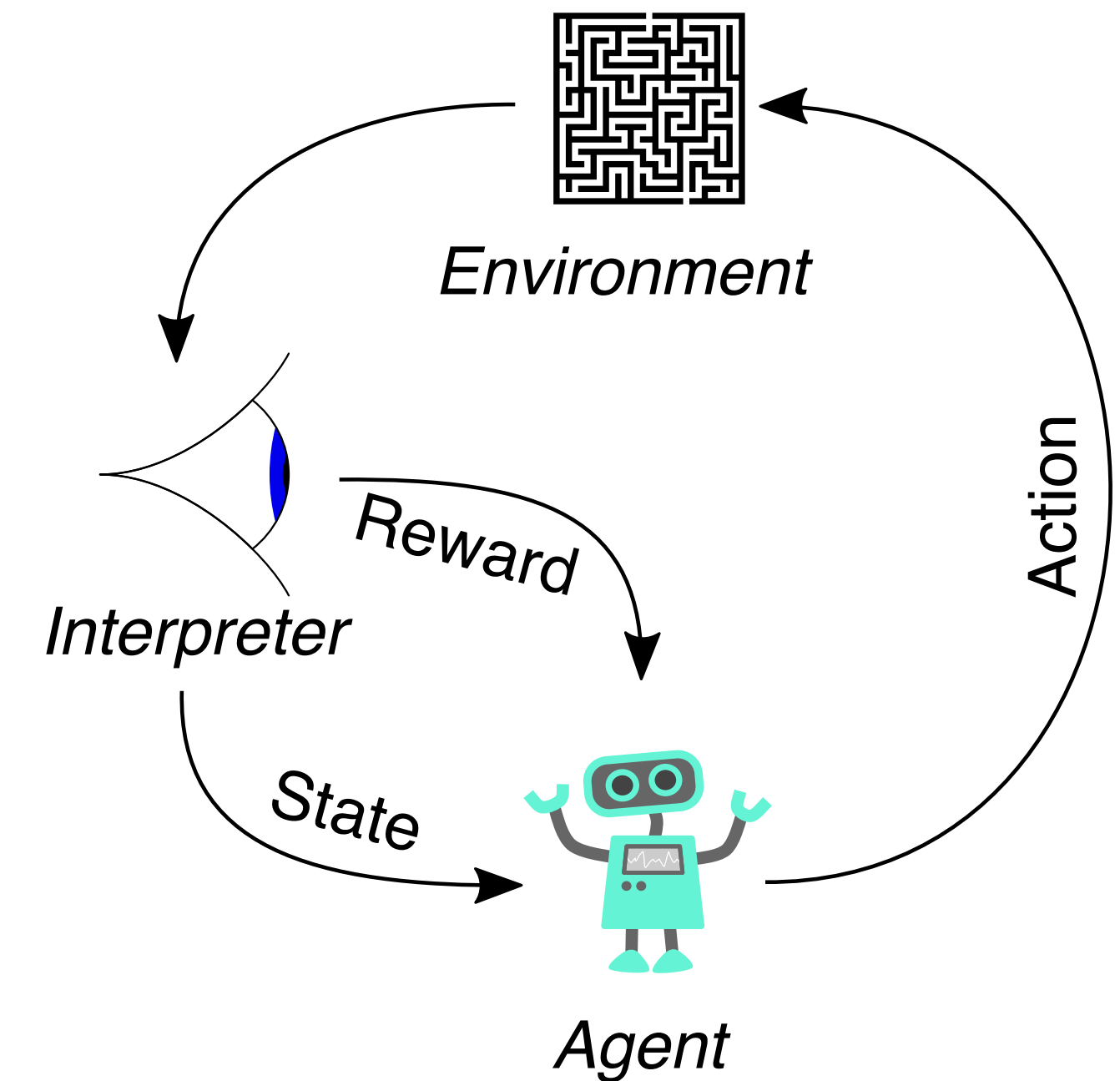
Βασική Ιδέα

Η ενισχυτική μάθηση αφορά συστήματα που μαθαίνουν μέσω αλληλεπίδρασης με το περιβάλλον.

Ο “πράκτορας” (agent) δοκιμάζει ενέργειες, παρατηρεί τις συνέπειες και βελτιώνει τη στρατηγική του ώστε να μεγιστοποιεί μια **μακροπρόθεσμη ανταμοιβή** (reward).

Κύρια συστατικά

- Πράκτορας (Agent): λαμβάνει αποφάσεις και ενημερώνει την πολιτική του.
- Περιβάλλον (Environment): φυσικό ή υπολογιστικό σύστημα με το οποίο αλληλεπιδρά.
- Κατάσταση (State): η τρέχουσα περιγραφή του συστήματος.
- Ενέργεια (Action): παρέμβαση ή επιλογή που αλλάζει την εξέλιξη.
- Ανταμοιβή (Reward): μέτρο επιτυχίας (π.χ. σταθερότητα ροής, ελαχιστοποίηση σφάλματος).



Ενισχυτική Μάθηση (Reinforcement Learning)

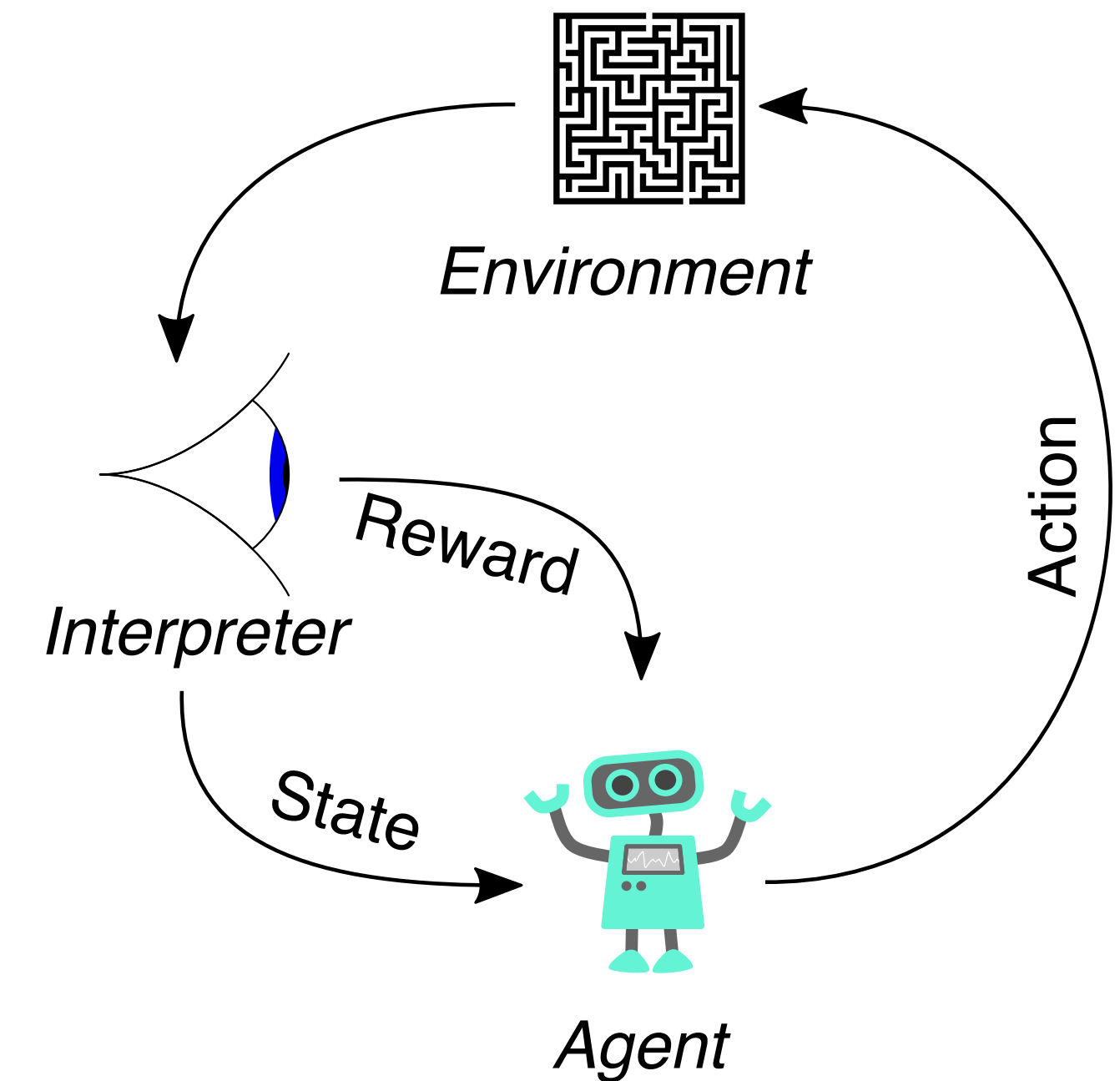
Βασική Ιδέα

Η ενισχυτική μάθηση αφορά συστήματα που μαθαίνουν μέσω αλληλεπίδρασης με το περιβάλλον.

Ο “πράκτορας” (agent) δοκιμάζει ενέργειες, παρατηρεί τις συνέπειες και βελτιώνει τη στρατηγική του ώστε να μεγιστοποιεί μια **μακροπρόθεσμη ανταμοιβή** (reward).

Κύρια συστατικά

- Πράκτορας (Agent): λαμβάνει αποφάσεις και ενημερώνει την πολιτική του.
- Περιβάλλον (Environment): φυσικό ή υπολογιστικό σύστημα με το οποίο αλληλεπιδρά.
- Κατάσταση (State): η τρέχουσα περιγραφή του συστήματος.
- Ενέργεια (Action): παρέμβαση ή επιλογή που αλλάζει την εξέλιξη.
- Ανταμοιβή (Reward): μέτρο επιτυχίας (π.χ. σταθερότητα ροής, ελαχιστοποίηση σφάλματος).



Ενισχυτική Μάθηση (Reinforcement Learning)

Βασική Ιδέα

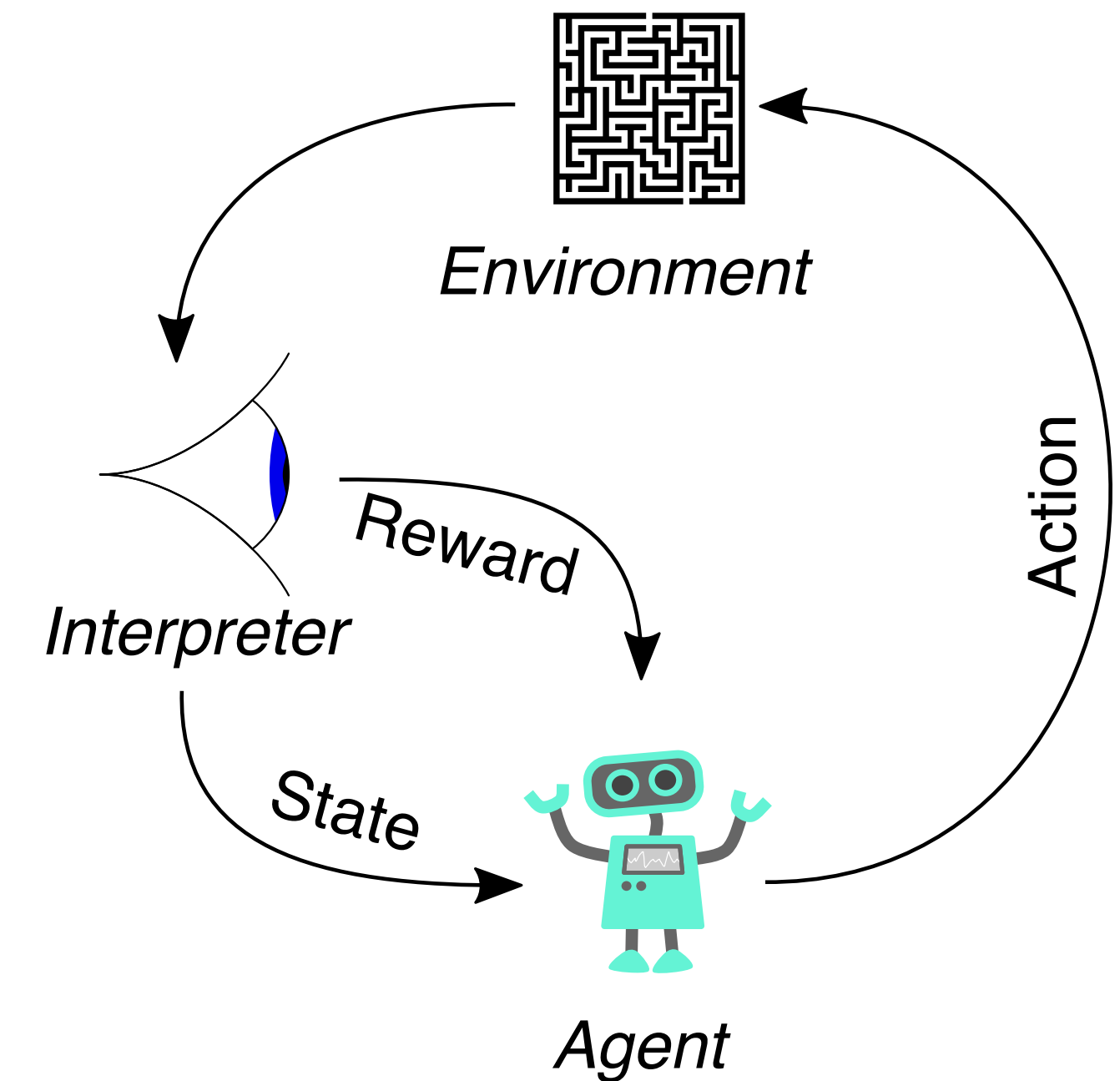
Η ενισχυτική μάθηση αφορά συστήματα που μαθαίνουν μέσω αλληλεπίδρασης με το περιβάλλον.

Ο “πράκτορας” (agent) δοκιμάζει ενέργειες, παρατηρεί τις συνέπειες και βελτιώνει τη στρατηγική του ώστε να μεγιστοποιεί μια **μακροπρόθεσμη ανταμοιβή** (reward).

Κύρια συστατικά

- Πράκτορας (Agent): λαμβάνει αποφάσεις και ενημερώνει την πολιτική του.
- Περιβάλλον (Environment): φυσικό ή υπολογιστικό σύστημα με το οποίο αλληλεπιδρά.
- Κατάσταση (State): η τρέχουσα περιγραφή του συστήματος.
- Ενέργεια (Action): παρέμβαση ή επιλογή που αλλάζει την εξέλιξη.
- Ανταμοιβή (Reward): μέτρο επιτυχίας (π.χ. σταθερότητα ροής, ελαχιστοποίηση σφάλματος).

Τι Μπορεί να Μάθει ένα RL Σύστημα



Ενισχυτική Μάθηση (Reinforcement Learning)

Βασική Ιδέα

Η ενισχυτική μάθηση αφορά συστήματα που μαθαίνουν μέσω αλληλεπίδρασης με το περιβάλλον.

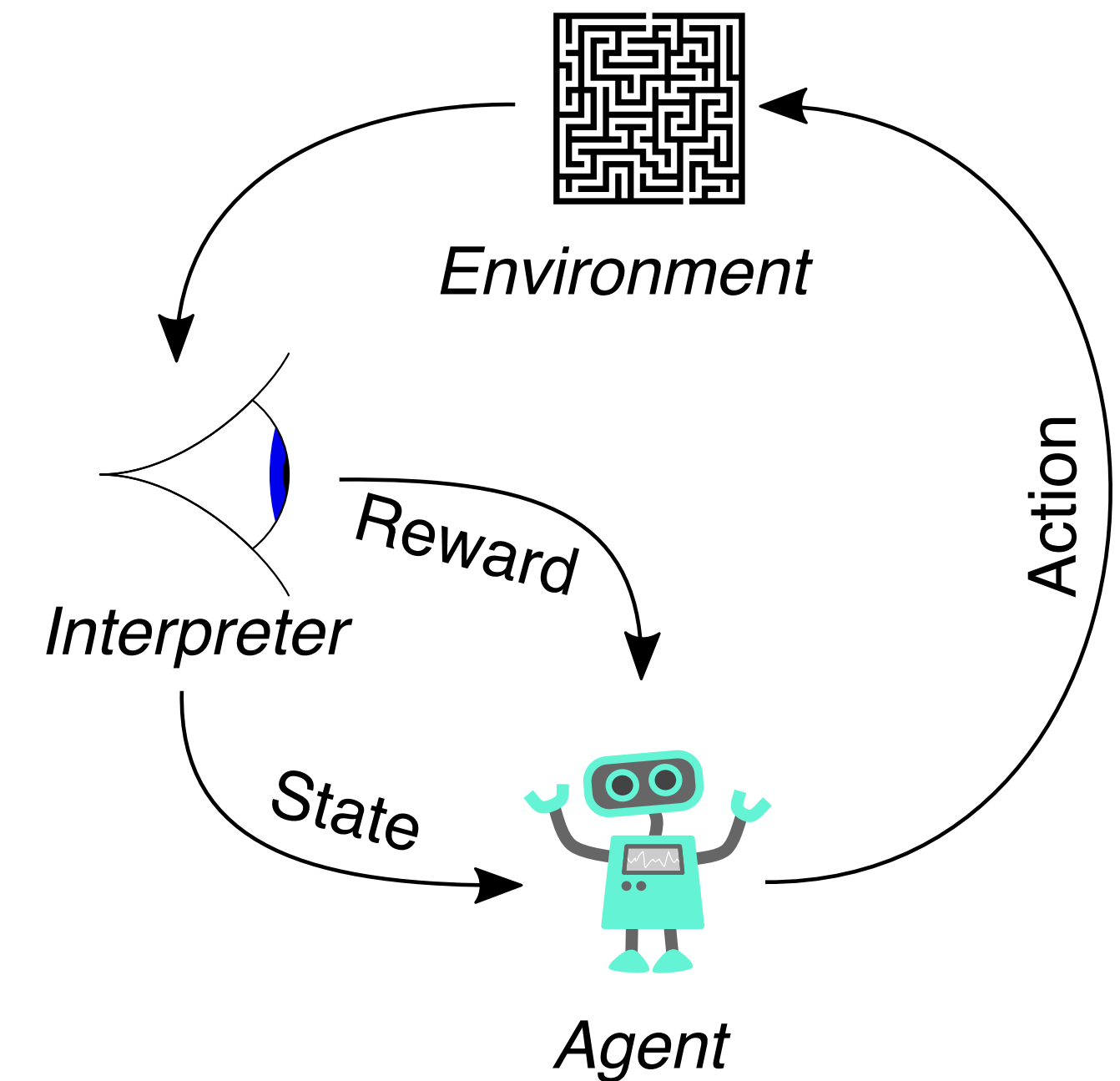
Ο “πράκτορας” (agent) δοκιμάζει ενέργειες, παρατηρεί τις συνέπειες και βελτιώνει τη στρατηγική του ώστε να μεγιστοποιεί μια **μακροπρόθεσμη ανταμοιβή** (reward).

Κύρια συστατικά

- Πράκτορας (Agent): λαμβάνει αποφάσεις και ενημερώνει την πολιτική του.
- Περιβάλλον (Environment): φυσικό ή υπολογιστικό σύστημα με το οποίο αλληλεπιδρά.
- Κατάσταση (State): η τρέχουσα περιγραφή του συστήματος.
- Ενέργεια (Action): παρέμβαση ή επιλογή που αλλάζει την εξέλιξη.
- Ανταμοιβή (Reward): μέτρο επιτυχίας (π.χ. σταθερότητα ροής, ελαχιστοποίηση σφάλματος).

Τι Μπορεί να Μάθει ένα RL Σύστημα

Έλεγχο πολύπλοκων δυναμικών χωρίς ρητό μοντέλο (model-free control).



Ενισχυτική Μάθηση (Reinforcement Learning)

Βασική Ιδέα

Η ενισχυτική μάθηση αφορά συστήματα που μαθαίνουν μέσω αλληλεπίδρασης με το περιβάλλον.

Ο “πράκτορας” (agent) δοκιμάζει ενέργειες, παρατηρεί τις συνέπειες και βελτιώνει τη στρατηγική του ώστε να μεγιστοποιεί μια **μακροπρόθεσμη ανταμοιβή** (reward).

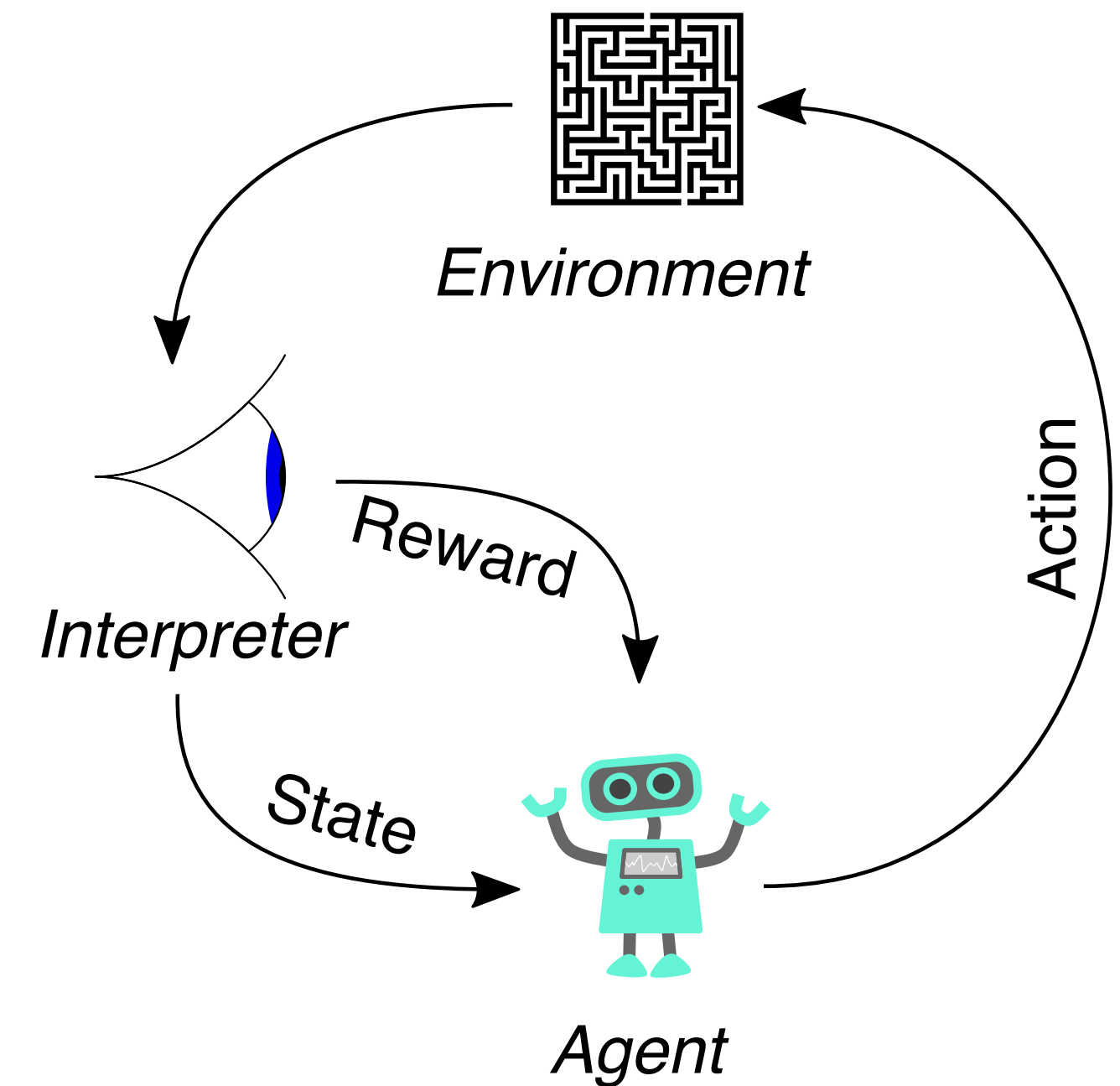
Κύρια συστατικά

- Πράκτορας (Agent): λαμβάνει αποφάσεις και ενημερώνει την πολιτική του.
- Περιβάλλον (Environment): φυσικό ή υπολογιστικό σύστημα με το οποίο αλληλεπιδρά.
- Κατάσταση (State): η τρέχουσα περιγραφή του συστήματος.
- Ενέργεια (Action): παρέμβαση ή επιλογή που αλλάζει την εξέλιξη.
- Ανταμοιβή (Reward): μέτρο επιτυχίας (π.χ. σταθερότητα ροής, ελαχιστοποίηση σφάλματος).

Τι Μπορεί να Μάθει ένα RL Σύστημα

Έλεγχο πολύπλοκων δυναμικών χωρίς ρητό μοντέλο (model-free control).

Πολιτικές προσαρμογής σε μεταβαλλόμενες συνθήκες.



Ενισχυτική Μάθηση (Reinforcement Learning)

Βασική Ιδέα

Η ενισχυτική μάθηση αφορά συστήματα που μαθαίνουν μέσω αλληλεπίδρασης με το περιβάλλον.

Ο “πράκτορας” (agent) δοκιμάζει ενέργειες, παρατηρεί τις συνέπειες και βελτιώνει τη στρατηγική του ώστε να μεγιστοποιεί μια **μακροπρόθεσμη ανταμοιβή** (reward).

Κύρια συστατικά

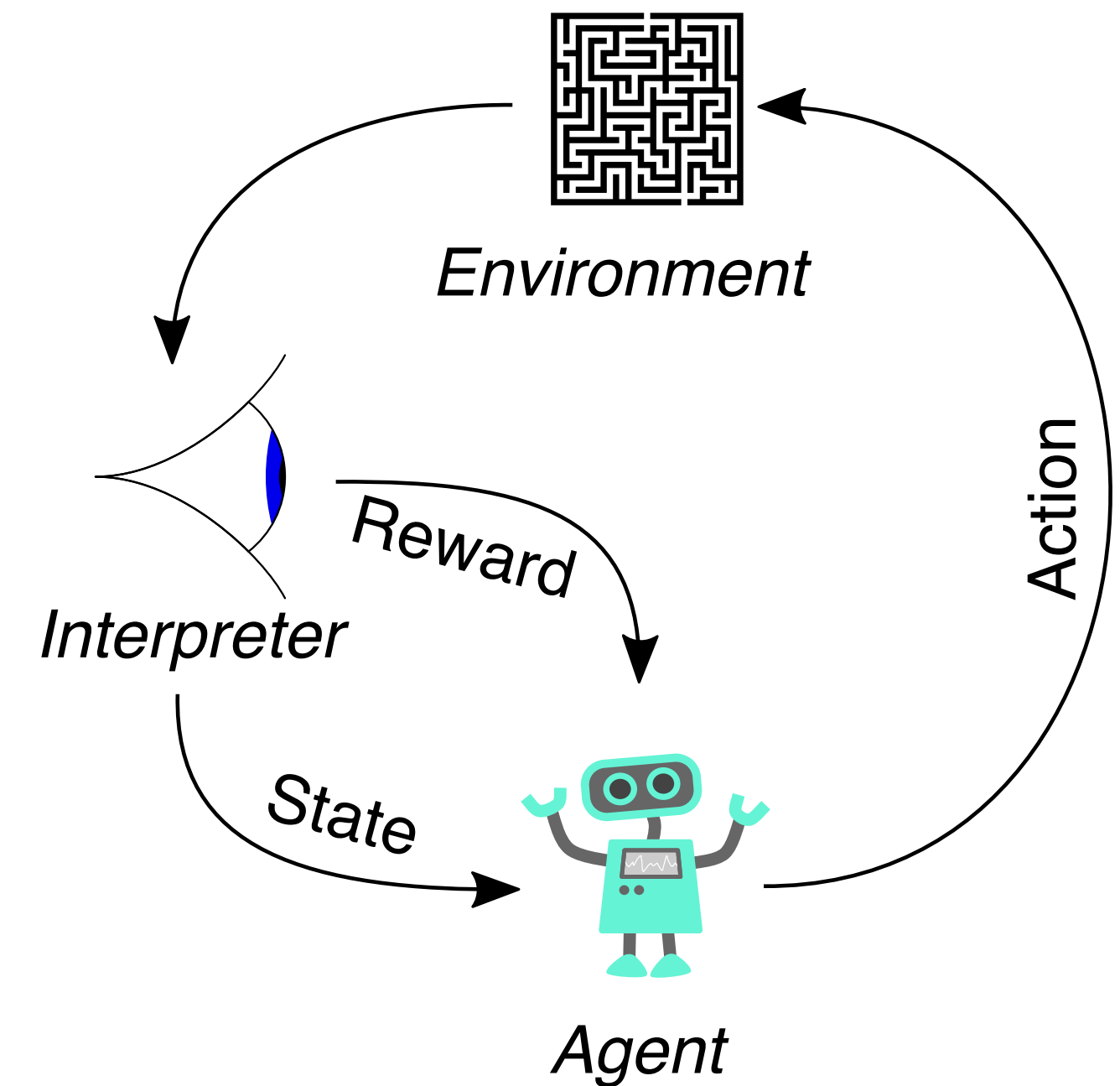
- Πράκτορας (Agent): λαμβάνει αποφάσεις και ενημερώνει την πολιτική του.
- Περιβάλλον (Environment): φυσικό ή υπολογιστικό σύστημα με το οποίο αλληλεπιδρά.
- Κατάσταση (State): η τρέχουσα περιγραφή του συστήματος.
- Ενέργεια (Action): παρέμβαση ή επιλογή που αλλάζει την εξέλιξη.
- Ανταμοιβή (Reward): μέτρο επιτυχίας (π.χ. σταθερότητα ροής, ελαχιστοποίηση σφάλματος).

Τι Μπορεί να Μάθει ένα RL Σύστημα

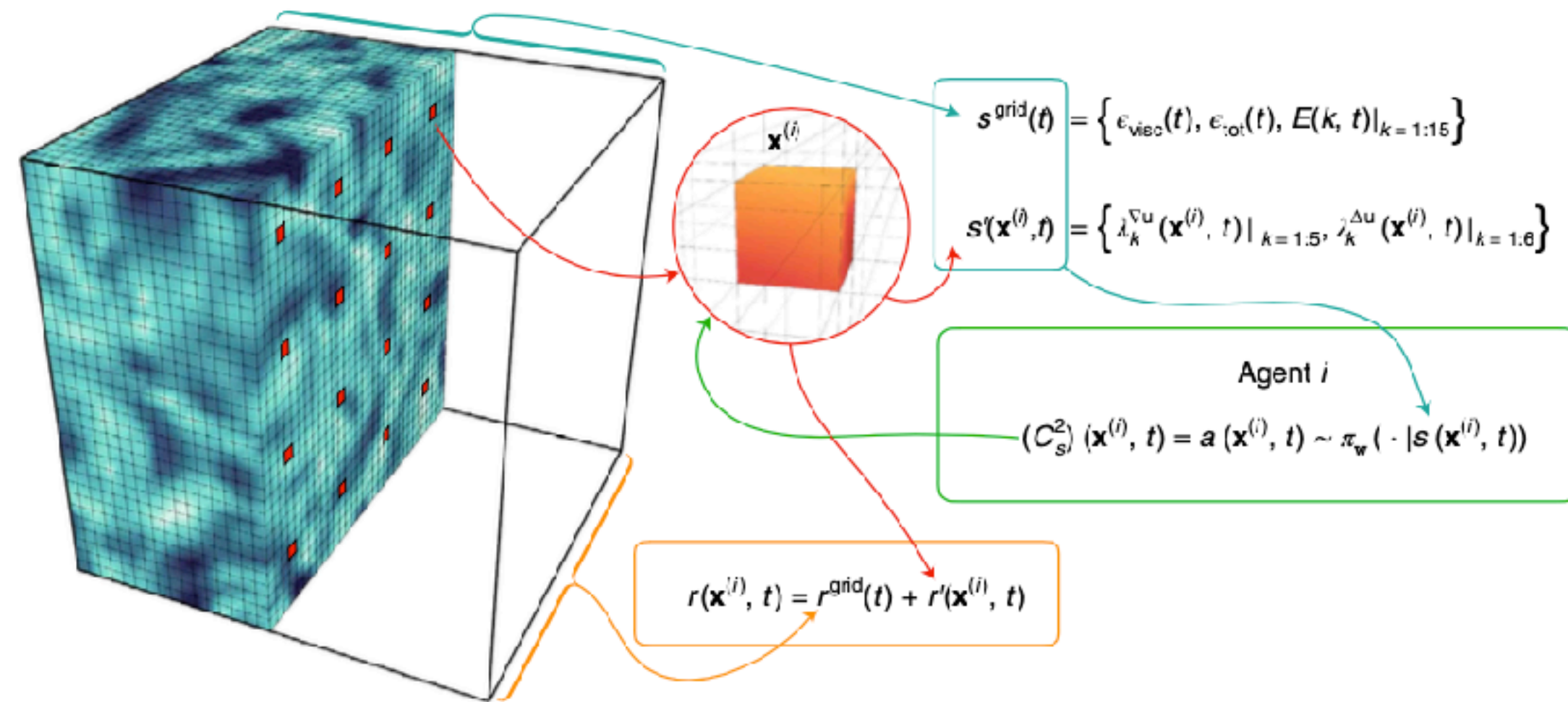
Έλεγχο πολύπλοκων δυναμικών χωρίς ρητό μοντέλο (model-free control).

Πολιτικές προσαρμογής σε μεταβαλλόμενες συνθήκες.

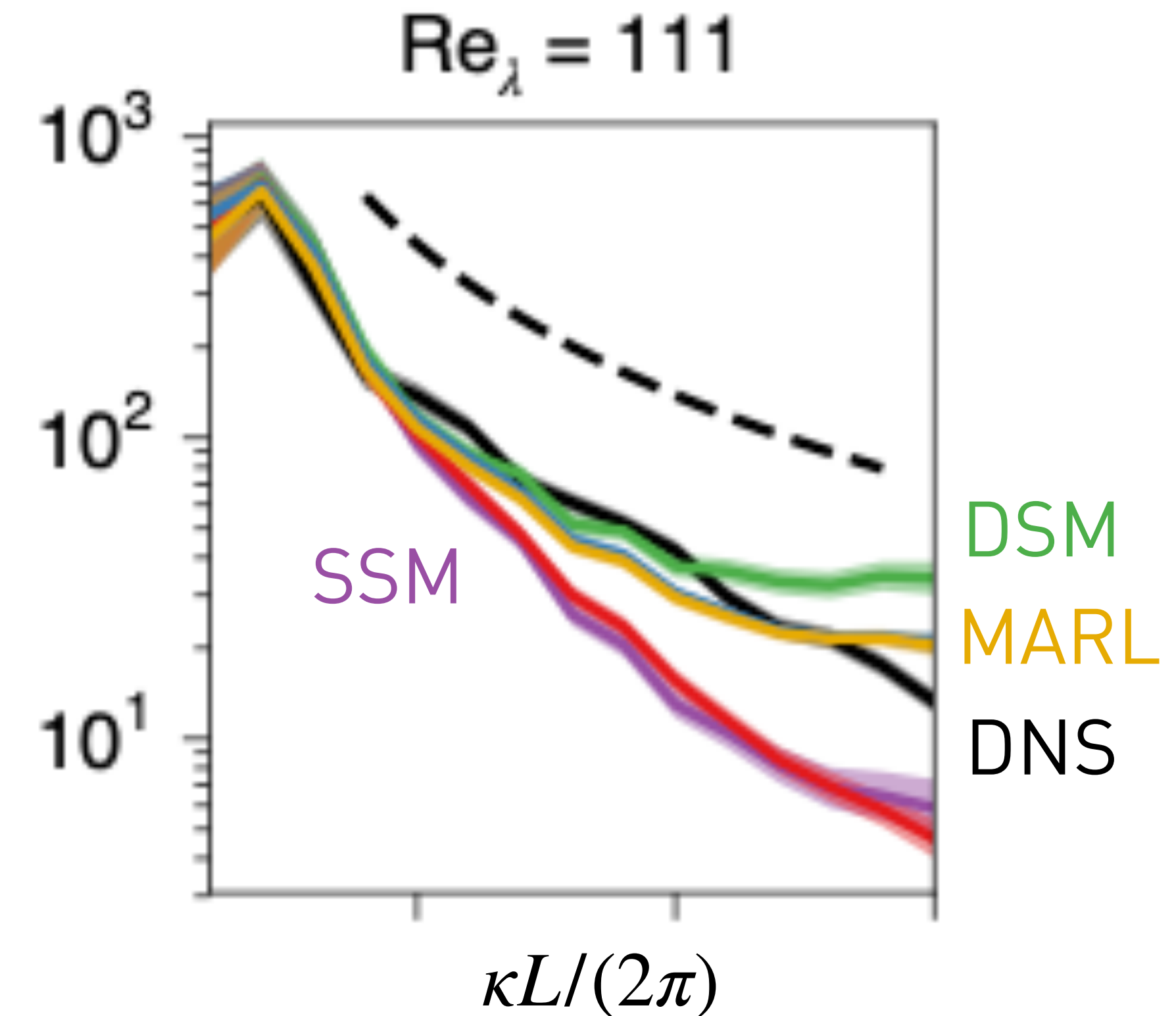
Εκμετάλλευση και εξερεύνηση (exploration-exploitation) για βελτιστοποίηση μακροπρόθεσμης απόδοσης.



Αυτόματη Ανακάλυψη Μοντέλων Κλεισίματος Τυρβώδους Ροής

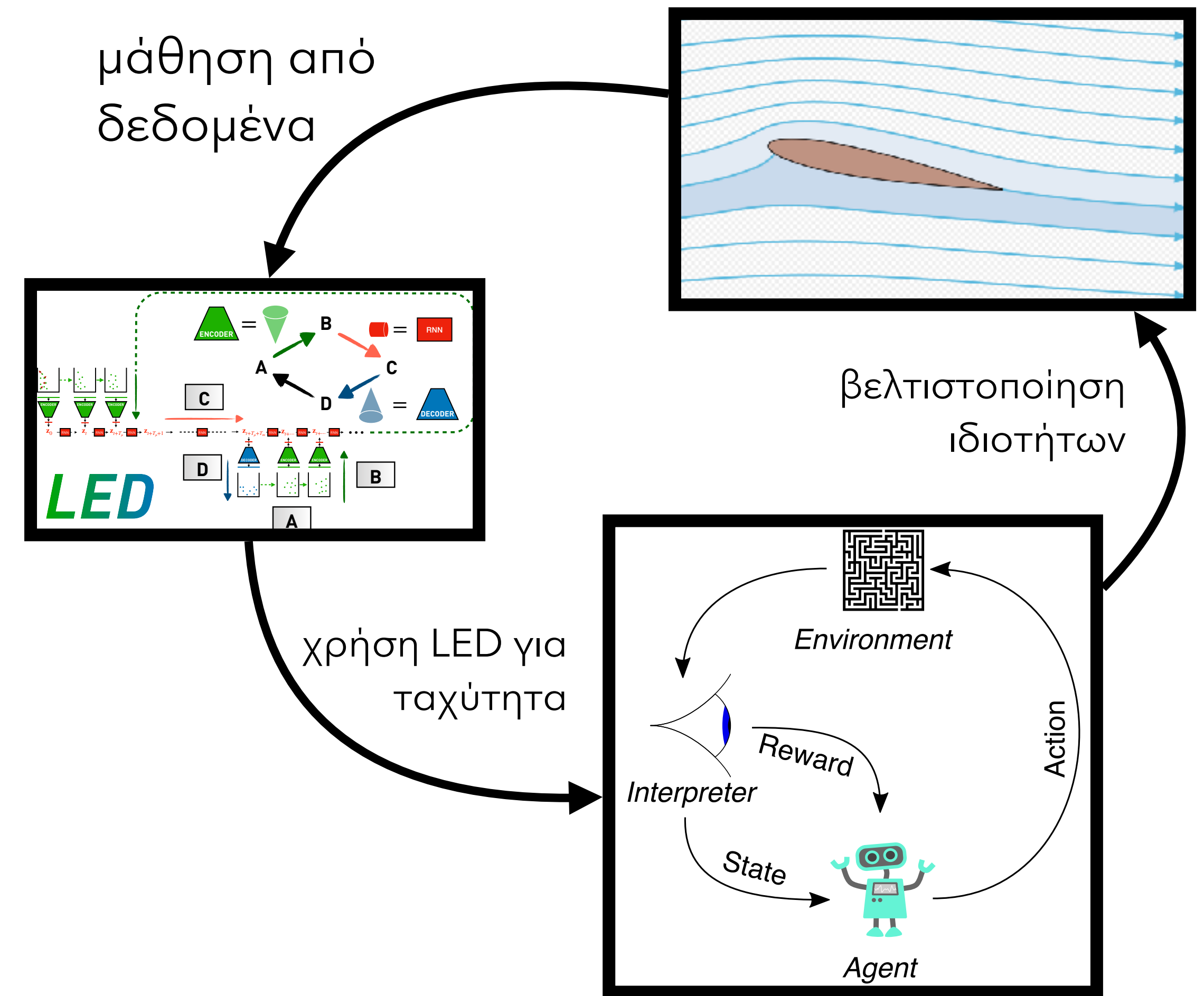


- Η τύρβη, όταν λύνεται με LES, περιέχει **μη επιλυμένες υποκλίμακες** (subgrid scales) που επηρεάζουν τη μακροκλίμακα ροής.
- Αντί να ορίζουμε χειροκίνητα μοντέλα κλεισίματος, το RL μαθαίνει αυτόματα πώς να **αναπαράγει τη χαμένη φυσική**. (μαθαίνει τον όρο υποκλιμακικής τάσης Subgrid-Scale Stress Tensor)
- Πράκτορες (agents) δρουν τοπικά στο πεδίο LES και “ελέγχουν” τη ροή ώστε να **αναπαράγεται η στατιστική συμπεριφορά του DNS**.
- Η ανταμοιβή (reward) βασίζεται στην απόκλιση μεταξύ LES και DNS στατιστικών (ενέργεια, φάσμα, stress).
- Το σύστημα ανακαλύπτει φυσικά-ρεαλιστικές πολιτικές κλεισίματος (closure models), συγκρίσιμες ή καλύτερες από state-of-the-art μοντέλα.
- Γενικεύει σε διαφορετικά πλέγματα και συνθήκες ροής, ανοίγοντας τον δρόμο για **data-driven turbulence modeling**.



G Novati, HL de Laroussilhe, P Kourmoutsakos, Automating turbulence modelling by multi-agent reinforcement learning, Nature Machine Intelligence, 2021

Έξυπνη Πρόωση με Ενισχυτική Μάθηση και Surrogate CFD



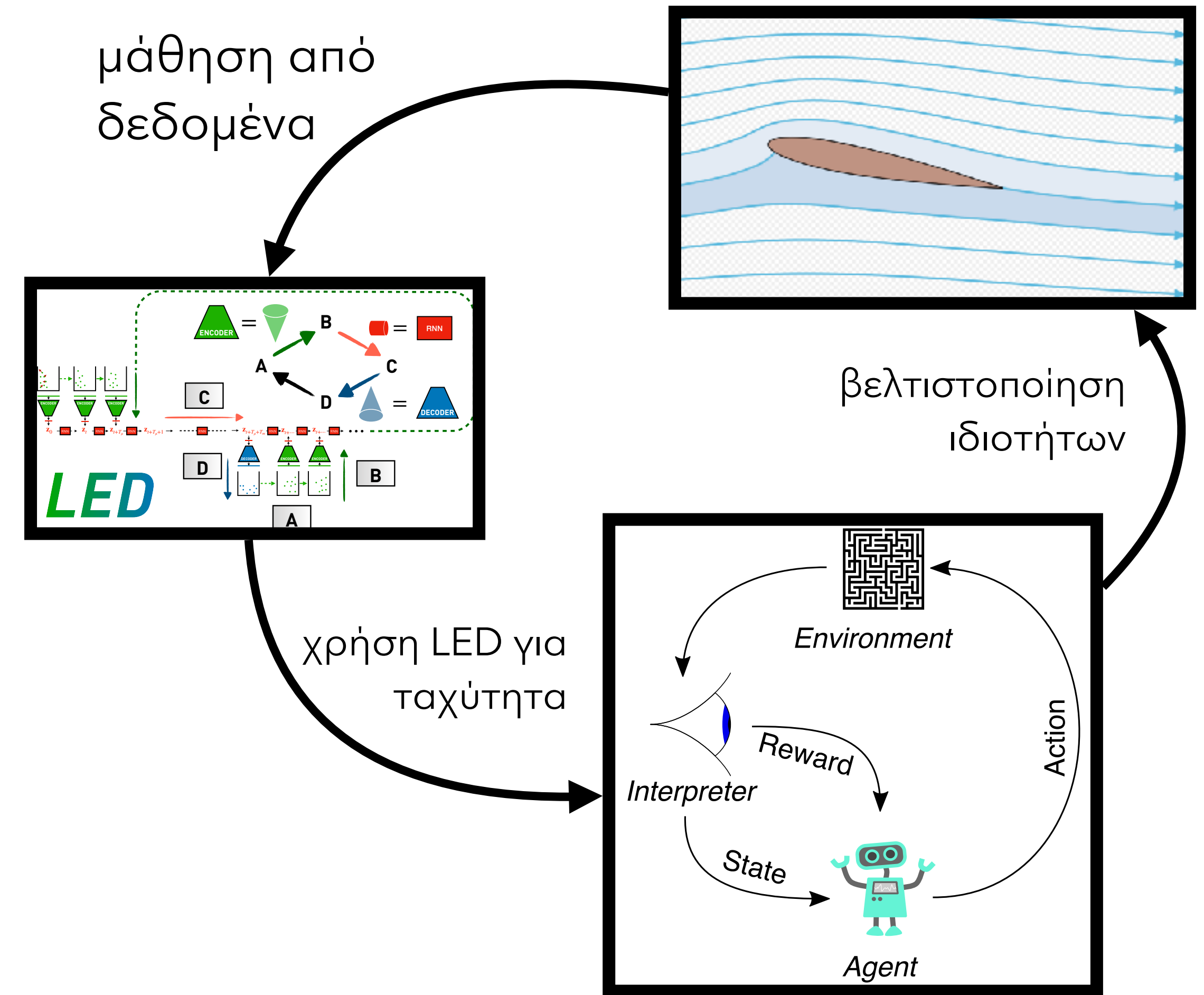
Vignon, et. al. – Recent advances in applying deep reinforcement learning for flow control: perspectives and future directions

Filippas E., Belibassakis K.A. (2015) – Ship propulsion in waves by actively controlled flapping foils, Appl. Ocean Res.

Filippas E.S., Belibassakis K.A. (2022) – A nonlinear time-domain BEM for the performance of 3D flapping-wing thrusters in directional waves, Ocean Engineering.

Έξυπνη Πρόωση με Ενισχυτική Μάθηση και Surrogate CFD

- **Ενισχυτική Μάθηση (Reinforcement Learning)** για έλεγχο γωνίας-κίνησης πτερυγίων (flapping foils, propellers) σε κύματα και ροές.



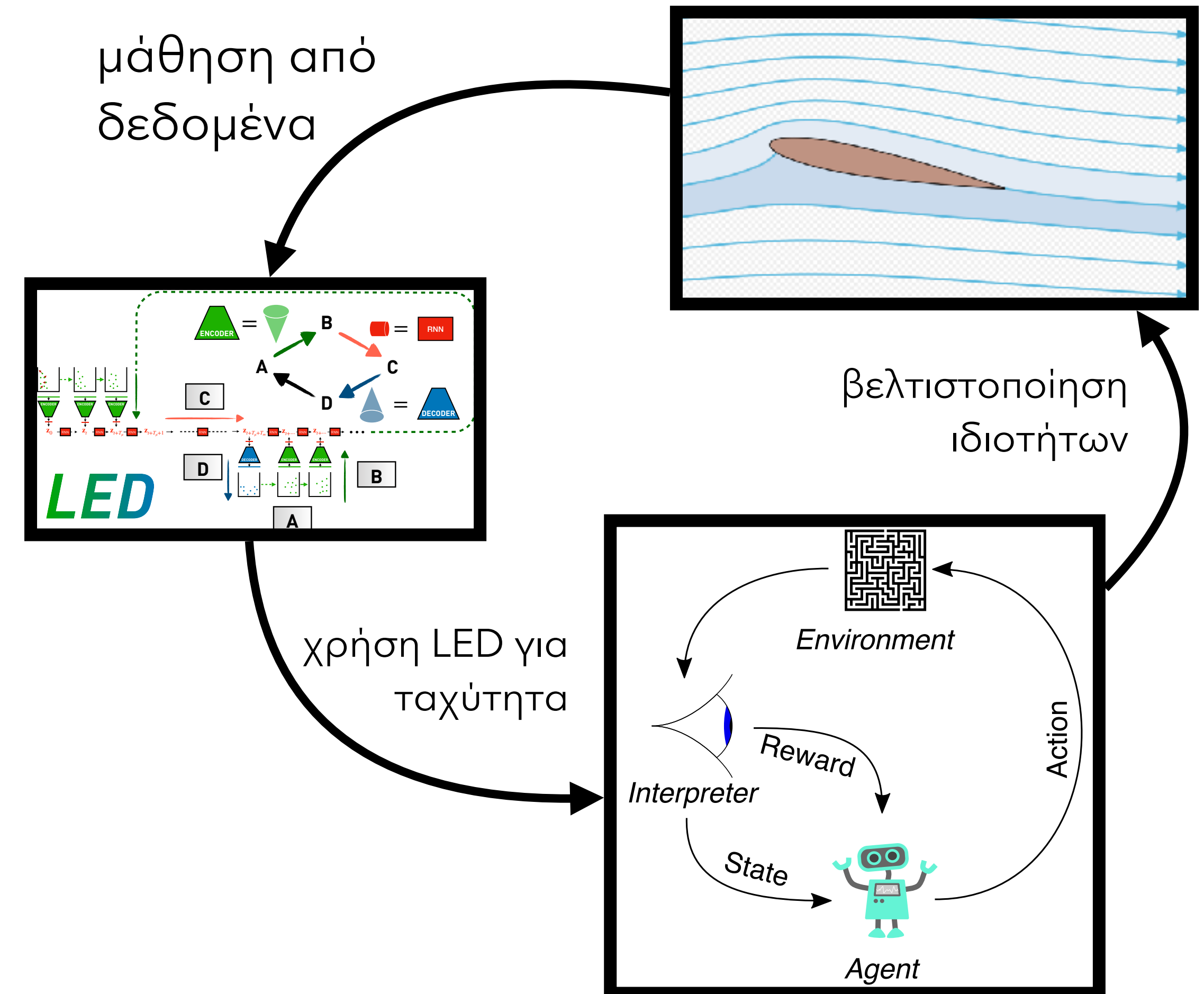
Vignon, et. al. – Recent advances in applying deep reinforcement learning for flow control: perspectives and future directions

Filippas E., Belibassakis K.A. (2015) – Ship propulsion in waves by actively controlled flapping foils, Appl. Ocean Res.

Filippas E.S., Belibassakis K.A. (2022) – A nonlinear time-domain BEM for the performance of 3D flapping-wing thrusters in directional waves, Ocean Engineering.

Έξυπνη Πρόωση με Ενισχυτική Μάθηση και Surrogate CFD

- **Ενισχυτική Μάθηση (Reinforcement Learning)**
για έλεγχο γωνίας-κίνησης πτερυγίων (flapping foils, propellers) σε κύματα και ροές.
- **Surrogate μοντέλα LED / AdaLED / PHLieNets**
για εκμάθηση και πρόβλεψη των αεροϋδροδυναμικών φορτίων σε πραγματικό χρόνο.



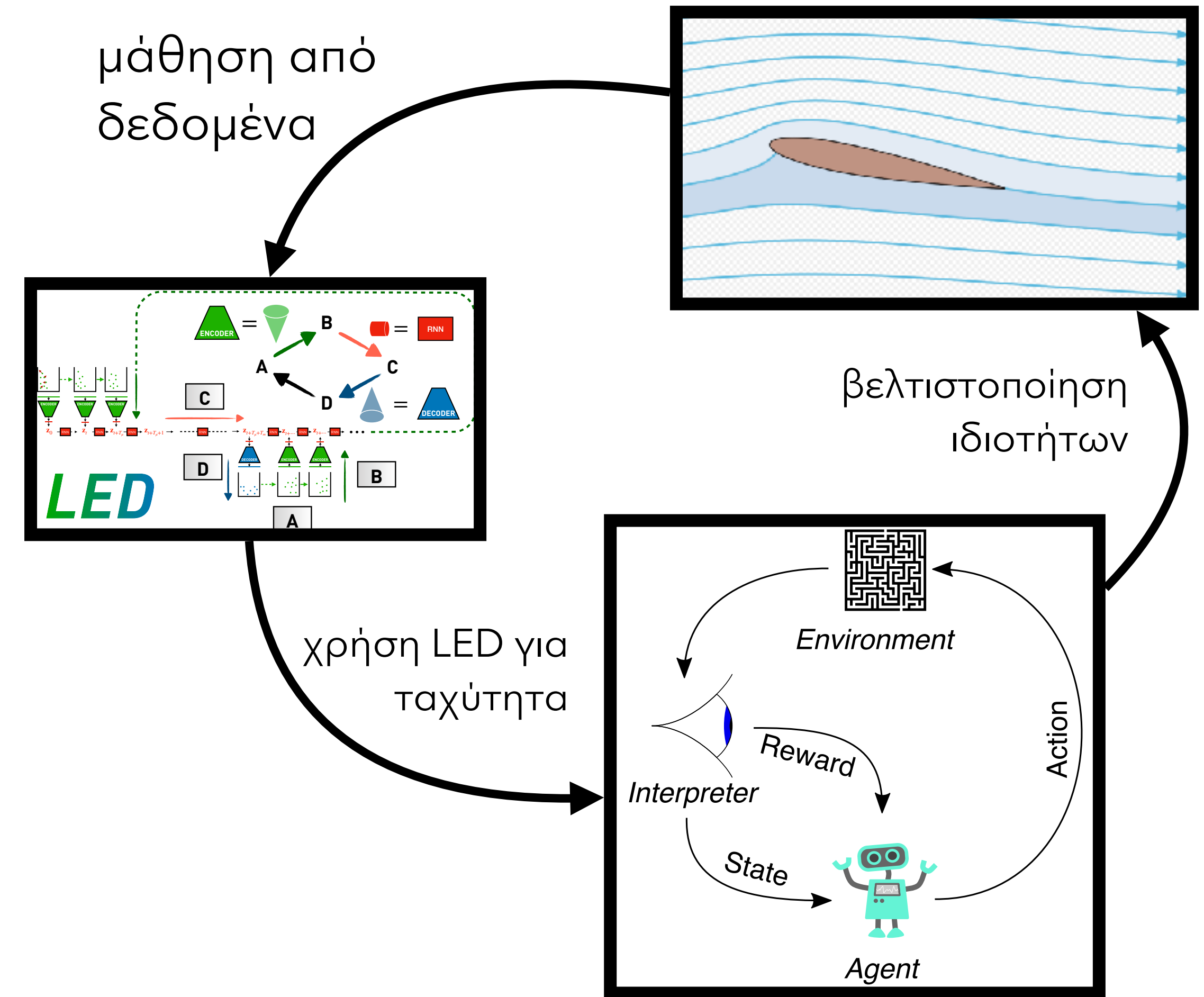
Vignon, et. al. – Recent advances in applying deep reinforcement learning for flow control: perspectives and future directions

Filippas E., Belibassakis K.A. (2015) – Ship propulsion in waves by actively controlled flapping foils, Appl. Ocean Res.

Filippas E.S., Belibassakis K.A. (2022) – A nonlinear time-domain BEM for the performance of 3D flapping-wing thrusters in directional waves, Ocean Engineering.

Έξυπνη Πρόωση με Ενισχυτική Μάθηση και Surrogate CFD

- **Ενισχυτική Μάθηση (Reinforcement Learning)**
για έλεγχο γωνίας-κίνησης πτερυγίων (flapping foils, propellers) σε κύματα και ροές.
- **Surrogate μοντέλα LED / AdaLED / PHLieNets**
για εκμάθηση και πρόβλεψη των αεροϋδροδυναμικών φορτίων σε πραγματικό χρόνο.
- Εφαρμογές:



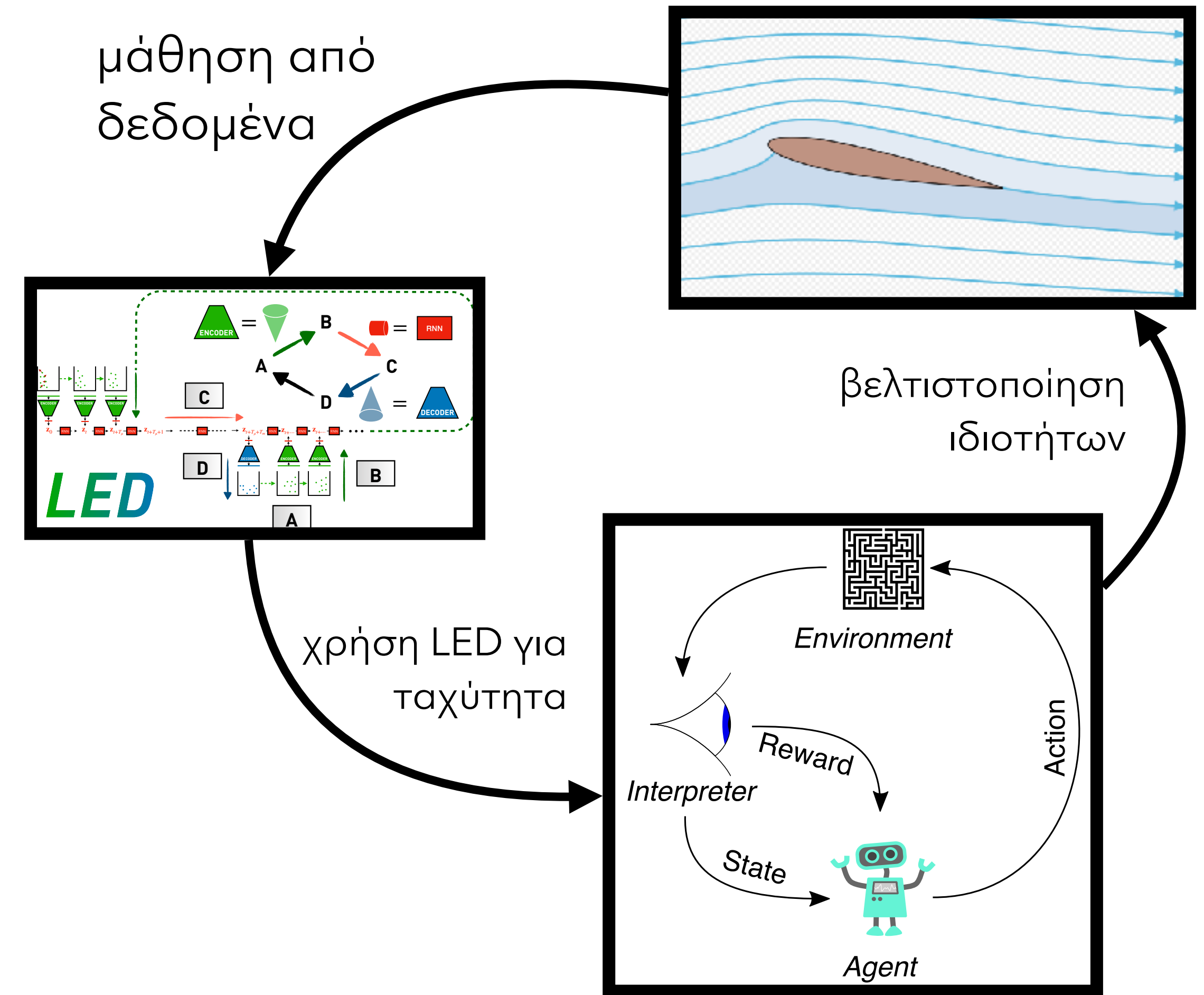
Vignon, et. al. – Recent advances in applying deep reinforcement learning for flow control: perspectives and future directions

Filippas E., Belibassakis K.A. (2015) – Ship propulsion in waves by actively controlled flapping foils, Appl. Ocean Res.

Filippas E.S., Belibassakis K.A. (2022) – A nonlinear time-domain BEM for the performance of 3D flapping-wing thrusters in directional waves, Ocean Engineering.

Έξυπνη Πρόωση με Ενισχυτική Μάθηση και Surrogate CFD

- **Ενισχυτική Μάθηση (Reinforcement Learning)**
για έλεγχο γωνίας-κίνησης πτερυγίων (flapping foils, propellers) σε κύματα και ροές.
- **Surrogate μοντέλα LED / AdaLED / PHLieNets**
για εκμάθηση και πρόβλεψη των αεροϋδροδυναμικών φορτίων σε πραγματικό χρόνο.
- Εφαρμογές:
 - Προσαρμοστική πρόωση σε κύματα (energy-saving devices).



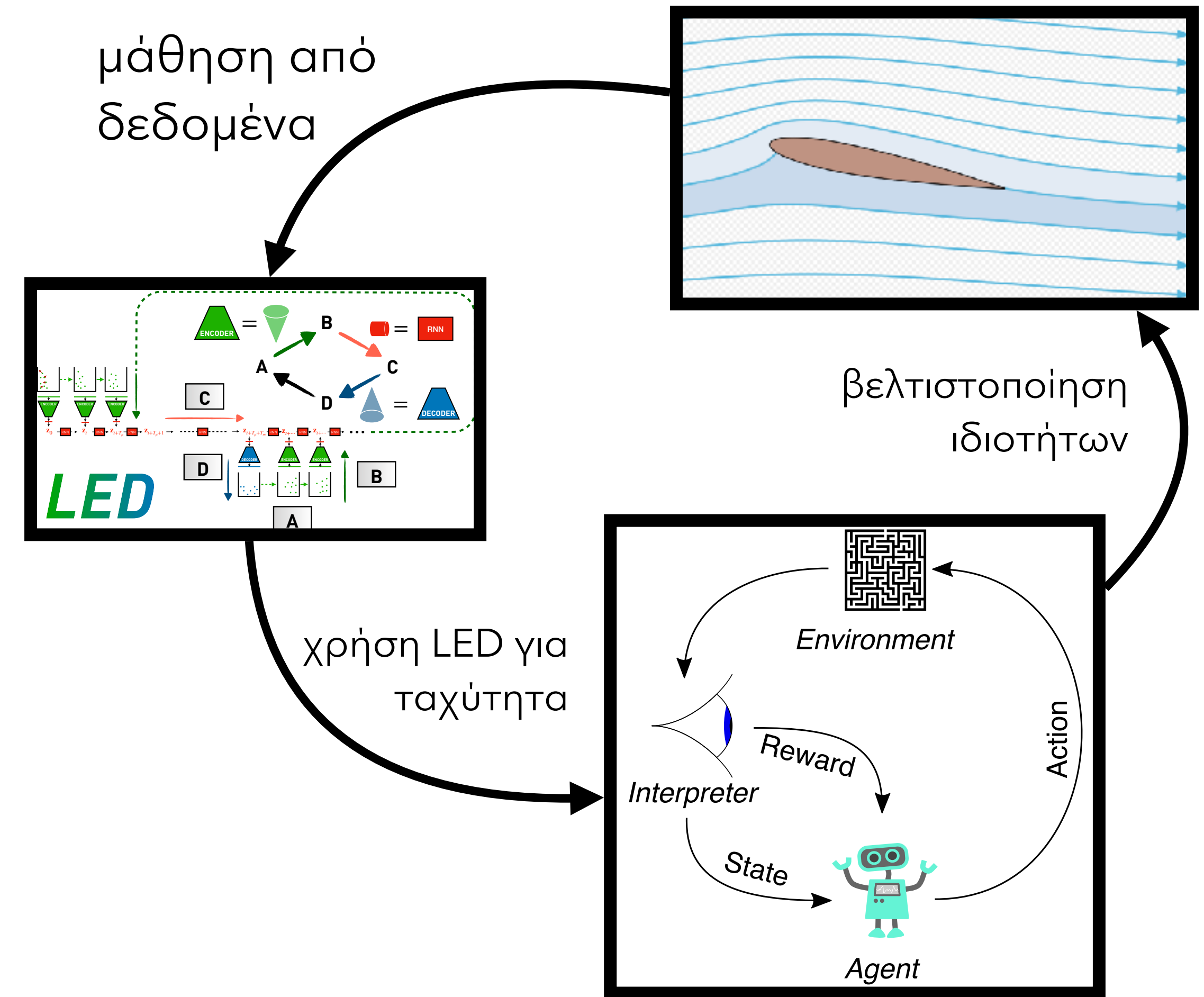
Vignon, et. al. – Recent advances in applying deep reinforcement learning for flow control: perspectives and future directions

Filippas E., Belibassakis K.A. (2015) – Ship propulsion in waves by actively controlled flapping foils, Appl. Ocean Res.

Filippas E.S., Belibassakis K.A. (2022) – A nonlinear time-domain BEM for the performance of 3D flapping-wing thrusters in directional waves, Ocean Engineering.

Έξυπνη Πρόωση με Ενισχυτική Μάθηση και Surrogate CFD

- **Ενισχυτική Μάθηση (Reinforcement Learning)** για έλεγχο γωνίας-κίνησης πτερυγίων (flapping foils, propellers) σε κύματα και ροές.
- **Surrogate μοντέλα LED / AdaLED / PHLieNets** για εκμάθηση και πρόβλεψη των αεροϋδροδυναμικών φορτίων σε πραγματικό χρόνο.
- Εφαρμογές:
 - Προσαρμοστική πρόωση σε κύματα (energy-saving devices).
 - Έξυπνα αυτόνομα υποβρύχια οχήματα (AUVs) με ενεργό έλεγχο έλξης και θορύβου.



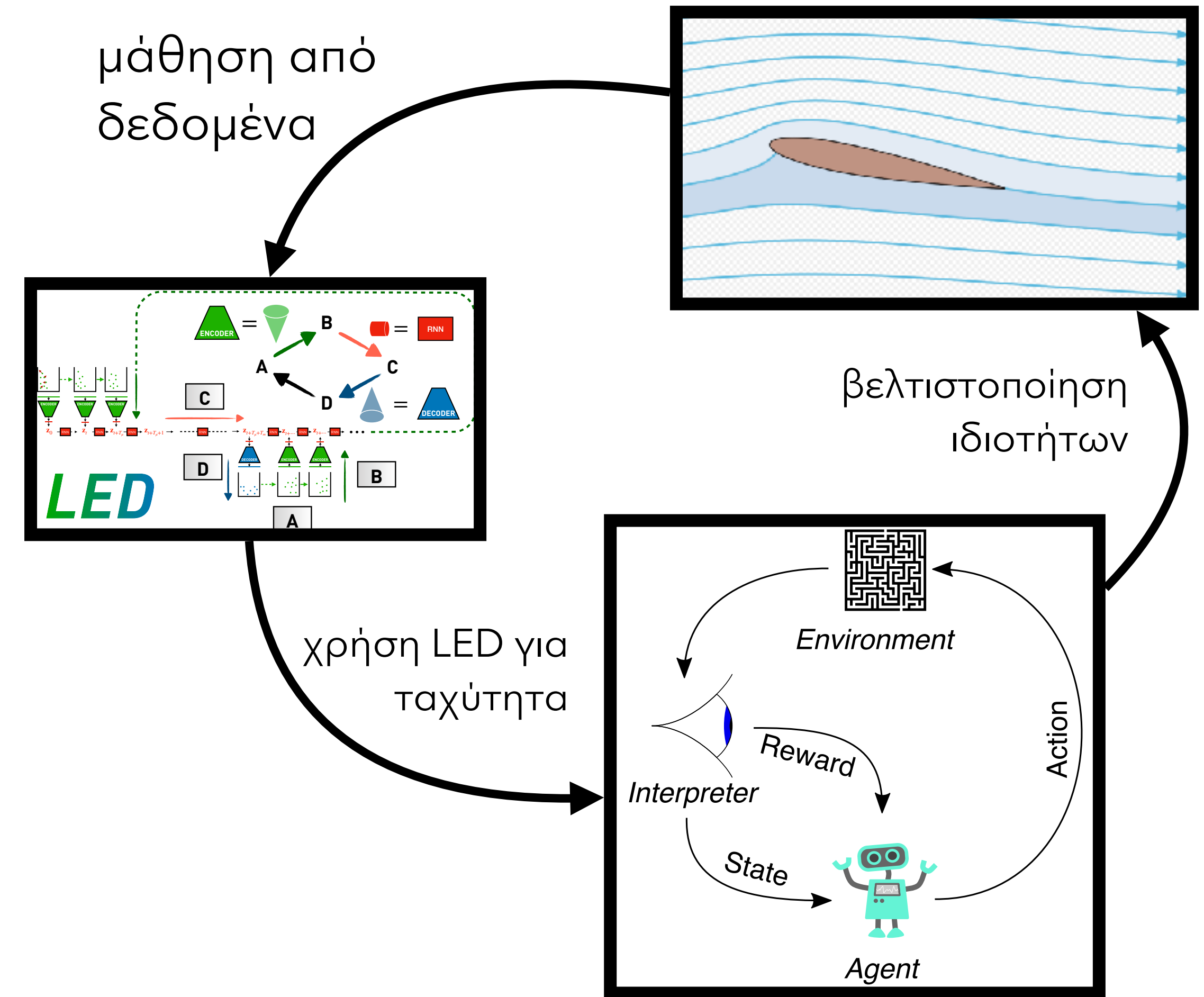
Vignon, et. al. – Recent advances in applying deep reinforcement learning for flow control: perspectives and future directions

Filippas E., Belibassakis K.A. (2015) – Ship propulsion in waves by actively controlled flapping foils, Appl. Ocean Res.

Filippas E.S., Belibassakis K.A. (2022) – A nonlinear time-domain BEM for the performance of 3D flapping-wing thrusters in directional waves, Ocean Engineering.

Έξυπνη Πρόωση με Ενισχυτική Μάθηση και Surrogate CFD

- **Ενισχυτική Μάθηση (Reinforcement Learning)** για έλεγχο γωνίας-κίνησης πτερυγίων (flapping foils, propellers) σε κύματα και ροές.
- **Surrogate μοντέλα LED / AdaLED / PHLieNets** για εκμάθηση και πρόβλεψη των αεροϋδροδυναμικών φορτίων σε πραγματικό χρόνο.
- Εφαρμογές:
 - Προσαρμοστική πρόωση σε κύματα (energy-saving devices).
 - Έξυπνα αυτόνομα υποβρύχια οχήματα (AUVs) με ενεργό έλεγχο έλξης και θορύβου.
 - Πρόβλεψη και μείωση σπηλαιώσης (cavitation) μέσω ML-based control.



Vignon, et. al. – Recent advances in applying deep reinforcement learning for flow control: perspectives and future directions

Filippas E., Belibassakis K.A. (2015) – Ship propulsion in waves by actively controlled flapping foils, Appl. Ocean Res.

Filippas E.S., Belibassakis K.A. (2022) – A nonlinear time-domain BEM for the performance of 3D flapping-wing thrusters in directional waves, Ocean Engineering.

Ψηφιοποίηση και Ευφυής Ανάλυση Συστημάτων Πλοίου

Από τα Διαγράμματα Σωληνώσεων και Οργανολογίας (P&IDs) στα Ψηφιακά Δίκτυα

Αυτόματη εξαγωγή και ψηφιοποίηση Piping & Instrumentation Diagrams (P&IDs).

Μετατροπή σε γραφική αναπαράσταση (nodes: εξαρτήματα, edges: ροές).

Σύνδεση με δεδομένα αισθητήρων (πίεση, ροή, θερμοκρασία, RPM).

Ευφυής Ανάλυση & Παρακολούθηση

- Graph Neural Networks (GNNs) για εκμάθηση σχέσεων και αλληλεπιδράσεων.
- Ανίχνευση ανωμαλιών και προγνωστική συντήρηση σε αντλίες, βαλβίδες, δίκτυα.
- Ψηφιακά δίκτυα για παρακολούθηση, έλεγχο και βελτιστοποίηση ενεργειακής απόδοσης.
- Νέες συνδέσεις ή αλλαγές στις λειτουργίες μαθαίνονται αυτόματα μέσω temporal graph learning.

Οφέλη

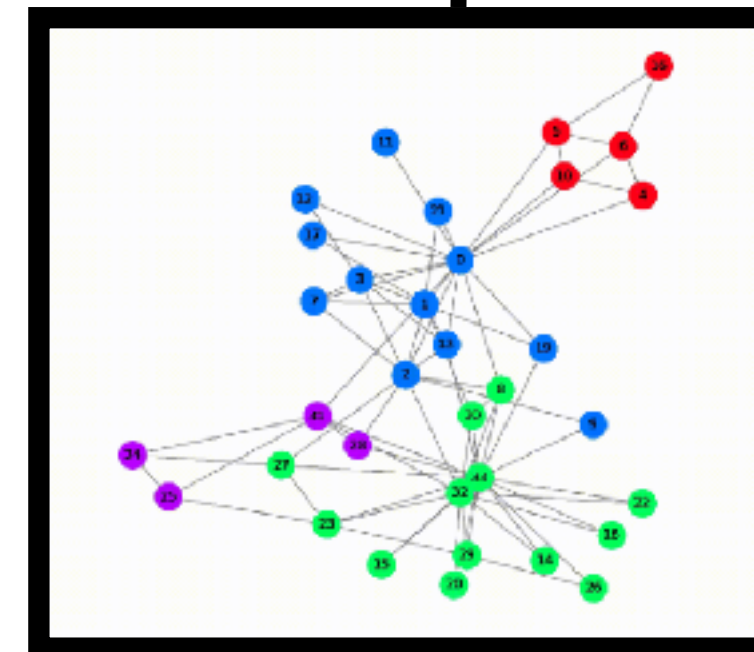
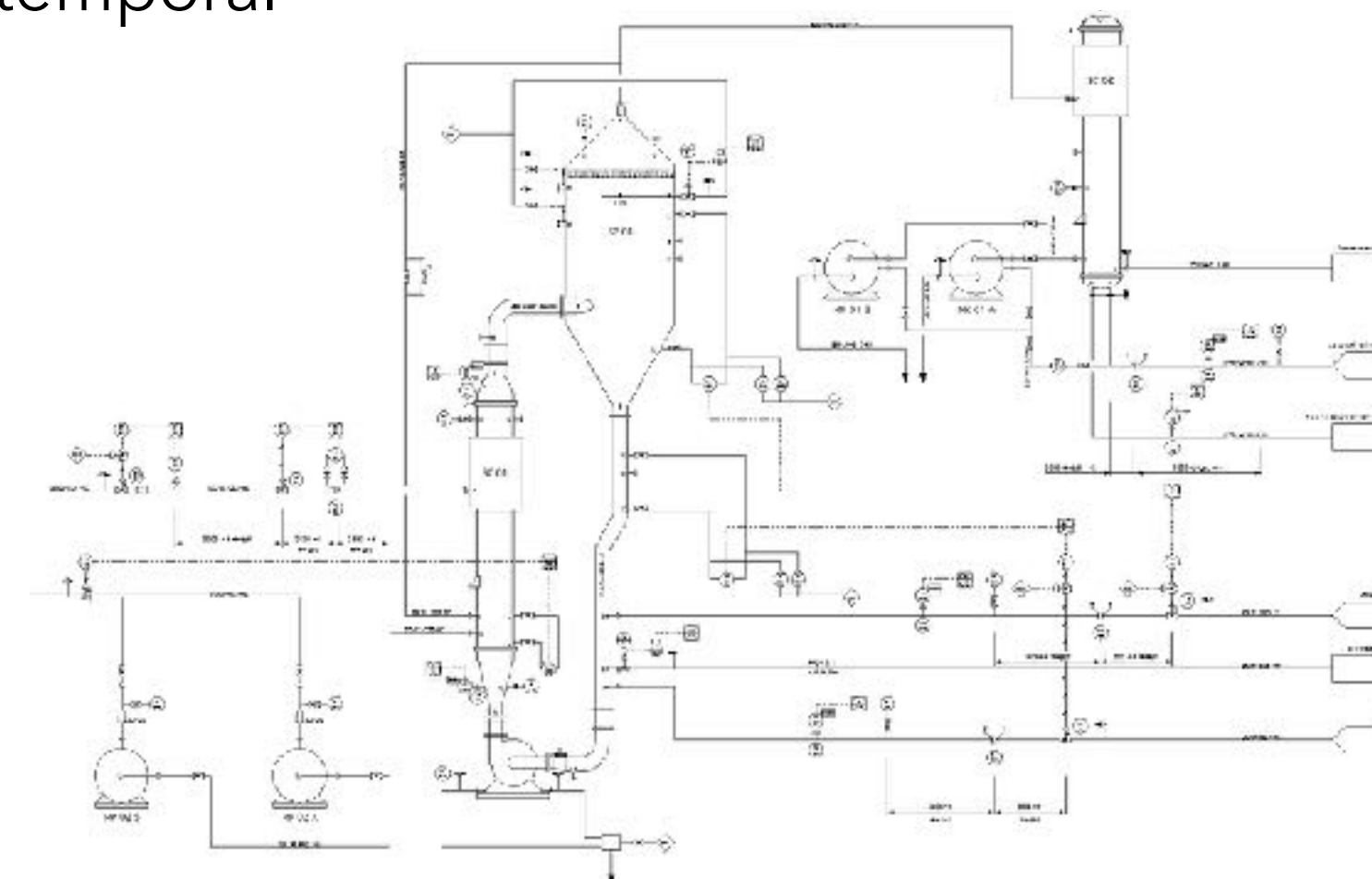
Ενοποίηση σχεδίων, δεδομένων και φυσικής γνώσης.

Μείωση χρόνου διάγνωσης και συντήρησης.

Προς ευφυή, αυτόνομα και ενεργειακά αποδοτικά πλοία.

GNNs για ανίχνευση ανωμαλιών /
προγνωστική συντήρηση

ψηφιοποίηση και αναπαράσταση
P&IDs με γράφους



Συνεργασίες, Χρηματοδότηση και Ερευνητικό Οικοσύστημα

Συνεργασίες, Χρηματοδότηση και Ερευνητικό Οικοσύστημα

- Συνέργεια με εργαστήρια Ρευστομηχανικής & Υπολογιστικής Ρευστομηχανικής ΕΜΠ.

Συνεργασίες, Χρηματοδότηση και Ερευνητικό Οικοσύστημα

- Συνέργεια με εργαστήρια Ρευστομηχανικής & Υπολογιστικής Ρευστομηχανικής ΕΜΠ.
- Δυνατότητα συνεργασίας με ομάδες Optimization, Propulsion, Design, Control.

Συνεργασίες, Χρηματοδότηση και Ερευνητικό Οικοσύστημα

- Συνέργεια με εργαστήρια Ρευστομηχανικής & Υπολογιστικής Ρευστομηχανικής ΕΜΠ.
- Δυνατότητα συνεργασίας με ομάδες Optimization, Propulsion, Design, Control.
- Πειραματικά γκρουπ για “πραγματικά δεδομένα”

Συνεργασίες, Χρηματοδότηση και Ερευνητικό Οικοσύστημα

- Συνέργεια με εργαστήρια Ρευστομηχανικής & Υπολογιστικής Ρευστομηχανικής ΕΜΠ.
- Δυνατότητα συνεργασίας με ομάδες Optimization, Propulsion, Design, Control.
- Πειραματικά γκρουπ για “πραγματικά δεδομένα”
- Προοπτική συμμετοχής σε ερευνητικά προγράμματα (Horizon Europe, ΕΛΙΔΕΚ, Ερευνητικά Έργα ΕΜΠ-Βιομηχανίας, κλπ.).

Συνεργασίες, Χρηματοδότηση και Ερευνητικό Οικοσύστημα

- Συνέργεια με εργαστήρια Ρευστομηχανικής & Υπολογιστικής Ρευστομηχανικής ΕΜΠ.
- Δυνατότητα συνεργασίας με ομάδες Optimization, Propulsion, Design, Control.
- Πειραματικά γκρουπ για “πραγματικά δεδομένα”
- Προοπτική συμμετοχής σε ερευνητικά προγράμματα (Horizon Europe, ΕΛΙΔΕΚ, Ερευνητικά Έργα ΕΜΠ-Βιομηχανίας, κλπ.).
- Δίκτυο συνεργασιών: ETH Zurich, TUM, Harvard.

Επισκόπηση

- Επιστημονική πορεία και ερευνητικό προφίλ
- Συνεισφορά στο ερευνητικό έργο της Σχολής
- Συνεισφορά στο εκπαιδευτικό έργο της Σχολής
- Προοπτικές ανάπτυξης του αντικειμένου στο μέλλον

Διπλωματικές Εργασίες

Διπλωματικές Εργασίες

- **Μάθηση Reduced-Order Μοντέλων από LES/DNS Δεδομένα:** Ανάπτυξη autoencoder-RNN συστημάτων για αναπαράσταση και πρόβλεψη της δυναμικής σε ροές γύρω από κύλινδρο ή προπέλα.

Διπλωματικές Εργασίες

- **Μάθηση Reduced-Order Μοντέλων από LES/DNS Δεδομένα:** Ανάπτυξη autoencoder-RNN συστημάτων για αναπαράσταση και πρόβλεψη της δυναμικής σε ροές γύρω από κύλινδρο ή προπέλα.
- **Επιτάχυνση CFD Solver με Neural Surrogates (LED / PHLieNets):** Χρήση deep surrogates για να αντικαταστήσουν το βήμα πρόγνωσης πίεσης ή τα subgrid terms. Εφαρμογή: unsteady 2D flow γύρω από γάστρα, μεταβαλλόμενο Re.

Διπλωματικές Εργασίες

- **Μάθηση Reduced-Order Μοντέλων από LES/DNS Δεδομένα:** Ανάπτυξη autoencoder-RNN συστημάτων για αναπαράσταση και πρόβλεψη της δυναμικής σε ροές γύρω από κύλινδρο ή προπέλα.
- **Επιτάχυνση CFD Solver με Neural Surrogates (LED / PHLieNets):** Χρήση deep surrogates για να αντικαταστήσουν το βήμα πρόγνωσης πίεσης ή τα subgrid terms. Εφαρμογή: unsteady 2D flow γύρω από γάστρα, μεταβαλλόμενο Re.
- **Data-driven Πρόβλεψη Κυματικών Φορτίσεων σε Γάστρες:** Coupling CFD με ML για πρόβλεψη wave-induced loads σε κύματα. Στόχος: ταχεία εκτίμηση φορτίων για real-time monitoring.

Διπλωματικές Εργασίες

- **Μάθηση Reduced-Order Μοντέλων από LES/DNS Δεδομένα:** Ανάπτυξη autoencoder-RNN συστημάτων για αναπαράσταση και πρόβλεψη της δυναμικής σε ροές γύρω από κύλινδρο ή προπέλα.
- **Επιτάχυνση CFD Solver με Neural Surrogates (LED / PHLieNets):** Χρήση deep surrogates για να αντικαταστήσουν το βήμα πρόγνωσης πίεσης ή τα subgrid terms. Εφαρμογή: unsteady 2D flow γύρω από γάστρα, μεταβαλλόμενο Re.
- **Data-driven Πρόβλεψη Κυματικών Φορτίσεων σε Γάστρες:** Coupling CFD με ML για πρόβλεψη wave-induced loads σε κύματα. Στόχος: ταχεία εκτίμηση φορτίων για real-time monitoring.
- **Drag Reduction με Active Flow Control:** RL-based control για μείωση αποκόλλησης σε κύλινδρο ή πτέρυγα. Πειραματικό μοντέλο: 2D laminar vortex shedding.

Διπλωματικές Εργασίες

- **Μάθηση Reduced-Order Μοντέλων από LES/DNS Δεδομένα:** Ανάπτυξη autoencoder-RNN συστημάτων για αναπαράσταση και πρόβλεψη της δυναμικής σε ροές γύρω από κύλινδρο ή προπέλα.
- **Επιτάχυνση CFD Solver με Neural Surrogates (LED / PHLieNets):** Χρήση deep surrogates για να αντικαταστήσουν το βήμα πρόγνωσης πίεσης ή τα subgrid terms. Εφαρμογή: unsteady 2D flow γύρω από γάστρα, μεταβαλλόμενο Re.
- **Data-driven Πρόβλεψη Κυματικών Φορτίσεων σε Γάστρες:** Coupling CFD με ML για πρόβλεψη wave-induced loads σε κύματα. Στόχος: ταχεία εκτίμηση φορτίων για real-time monitoring.
- **Drag Reduction με Active Flow Control:** RL-based control για μείωση αποκόλλησης σε κύλινδρο ή πτέρυγα. Πειραματικό μοντέλο: 2D laminar vortex shedding.
- **Generative Design για Γάστρες με Diffusion Models ή VAEs:** Δημιουργία και αξιολόγηση νέων γεωμετριών με ML-CFD coupling. Στόχος: shape optimization με φυσικούς περιορισμούς.

Προτεινόμενο νέο μάθημα:

Machine Learning for Fluid Mechanics and Naval Engineering

- Μάθημα επιλογής 7/8ου εξαμήνου
- Εισαγωγή στις βασικές αρχές Μηχανικής Μάθησης με εφαρμογές σε CFD, και ροές ρευστών.
- Θεματικές ενότητες:
 - Introduction to supervised machine learning for data-driven fluid flows (learning from data, regression)
 - Surrogate modeling, reduced-order models (DMD, Galerkin projections, Koopman operator)
 - Symbolic approaches (SINDy)
 - Physics-Informed Neural Networks (PINNs)
 - Neural PDEs, Neural Operators
 - Παραγωγική TN (Generative AI) για σχεδίαση και βελτιστοποίηση γεωμετριών
 - (optional) Active learning και ψηφιακά δίδυμα (Digital Twins)
- Εργαστηριακό σκέλος: project σε CFD-ML coupling ($Re=100-1000$, ship wakes, flow control).
- Ανάπτυξη ανοικτού κώδικα και notebooks για hands-on εξάσκηση.

Ενίσχυση Προγράμματος Σπουδών

Ενίσχυση Προγράμματος Σπουδών

- Υπολογιστική Ρευστομηχανική

Ενίσχυση Προγράμματος Σπουδών

- Υπολογιστική Ρευστομηχανική
 - ➔ Εισαγωγή ενοτήτων σε data-driven CFD, PINNs, neural operators και surrogate modeling.

Ενίσχυση Προγράμματος Σπουδών

- Υπολογιστική Ρευστομηχανική
 - ➔ Εισαγωγή ενοτήτων σε data-driven CFD, PINNs, neural operators και surrogate modeling.
 - ➔ Εργαστηριακά notebooks (Python / PyTorch) για coupling CFD solver – ML μοντέλων.

Ενίσχυση Προγράμματος Σπουδών

- Υπολογιστική Ρευστομηχανική

- ➔ Εισαγωγή ενοτήτων σε data-driven CFD, PINNs, neural operators και surrogate modeling.
- ➔ Εργαστηριακά notebooks (Python / PyTorch) για coupling CFD solver – ML μοντέλων.
- ➔ Παράδειγμα εφαρμογής: εκμάθηση reduced-order δυναμικής από LES/DNS δεδομένα.

Ενίσχυση Προγράμματος Σπουδών

- Υπολογιστική Ρευστομηχανική
 - ➔ Εισαγωγή ενοτήτων σε data-driven CFD, PINNs, neural operators και surrogate modeling.
 - ➔ Εργαστηριακά notebooks (Python / PyTorch) για coupling CFD solver – ML μοντέλων.
 - ➔ Παράδειγμα εφαρμογής: εκμάθηση reduced-order δυναμικής από LES/DNS δεδομένα.
- Αυτόματος Έλεγχος & Ειδικά Συστήματα Ελέγχου Πλοίου

Ενίσχυση Προγράμματος Σπουδών

- Υπολογιστική Ρευστομηχανική
 - ➔ Εισαγωγή ενοτήτων σε data-driven CFD, PINNs, neural operators και surrogate modeling.
 - ➔ Εργαστηριακά notebooks (Python / PyTorch) για coupling CFD solver – ML μοντέλων.
 - ➔ Παράδειγμα εφαρμογής: εκμάθηση reduced-order δυναμικής από LES/DNS δεδομένα.
- Αυτόματος Έλεγχος & Ειδικά Συστήματα Ελέγχου Πλοίου
 - ➔ Εμπλουτισμός με Machine Learning-based Control (MPC, Reinforcement Learning)

Ενίσχυση Προγράμματος Σπουδών

- Υπολογιστική Ρευστομηχανική
 - ➔ Εισαγωγή ενοτήτων σε data-driven CFD, PINNs, neural operators και surrogate modeling.
 - ➔ Εργαστηριακά notebooks (Python / PyTorch) για coupling CFD solver – ML μοντέλων.
 - ➔ Παράδειγμα εφαρμογής: εκμάθηση reduced-order δυναμικής από LES/DNS δεδομένα.
- Αυτόματος Έλεγχος & Ειδικά Συστήματα Ελέγχου Πλοίου
 - ➔ Εμπλουτισμός με Machine Learning-based Control (MPC, Reinforcement Learning)
 - ➔ Data-driven system identification και differentiable control architectures

Ενίσχυση Προγράμματος Σπουδών

- Υπολογιστική Ρευστομηχανική
 - ➔ Εισαγωγή ενοτήτων σε data-driven CFD, PINNs, neural operators και surrogate modeling.
 - ➔ Εργαστηριακά notebooks (Python / PyTorch) για coupling CFD solver – ML μοντέλων.
 - ➔ Παράδειγμα εφαρμογής: εκμάθηση reduced-order δυναμικής από LES/DNS δεδομένα.
- Αυτόματος Έλεγχος & Ειδικά Συστήματα Ελέγχου Πλοίου
 - ➔ Εμπλουτισμός με Machine Learning-based Control (MPC, Reinforcement Learning)
 - ➔ Data-driven system identification και differentiable control architectures
 - ➔ Παράδειγμα: ενεργητικός έλεγχος στροβιλισμών, propulsion feedback systems

Ενίσχυση Προγράμματος Σπουδών

- Υπολογιστική Ρευστομηχανική
 - ➔ Εισαγωγή ενοτήτων σε data-driven CFD, PINNs, neural operators και surrogate modeling.
 - ➔ Εργαστηριακά notebooks (Python / PyTorch) για coupling CFD solver – ML μοντέλων.
 - ➔ Παράδειγμα εφαρμογής: εκμάθηση reduced-order δυναμικής από LES/DNS δεδομένα.
- Αυτόματος Έλεγχος & Ειδικά Συστήματα Ελέγχου Πλοίου
 - ➔ Εμπλουτισμός με Machine Learning-based Control (MPC, Reinforcement Learning)
 - ➔ Data-driven system identification και differentiable control architectures
 - ➔ Παράδειγμα: ενεργητικός έλεγχος στροβιλισμών, propulsion feedback systems
- Διαγνωστική & Προγνωστική Συντήρηση Μηχανημάτων Πλοίου

Ενίσχυση Προγράμματος Σπουδών

- Υπολογιστική Ρευστομηχανική
 - ➔ Εισαγωγή ενοτήτων σε data-driven CFD, PINNs, neural operators και surrogate modeling.
 - ➔ Εργαστηριακά notebooks (Python / PyTorch) για coupling CFD solver – ML μοντέλων.
 - ➔ Παράδειγμα εφαρμογής: εκμάθηση reduced-order δυναμικής από LES/DNS δεδομένα.
- Αυτόματος Έλεγχος & Ειδικά Συστήματα Ελέγχου Πλοίου
 - ➔ Εμπλουτισμός με Machine Learning-based Control (MPC, Reinforcement Learning)
 - ➔ Data-driven system identification και differentiable control architectures
 - ➔ Παράδειγμα: ενεργητικός έλεγχος στροβιλισμών, propulsion feedback systems
- Διαγνωστική & Προγνωστική Συντήρηση Μηχανημάτων Πλοίου
 - ➔ Εισαγωγή σε AI για health monitoring: Graph Neural Networks, anomaly & data-shift detection.

Ενίσχυση Προγράμματος Σπουδών

- Υπολογιστική Ρευστομηχανική
 - ➔ Εισαγωγή ενοτήτων σε data-driven CFD, PINNs, neural operators και surrogate modeling.
 - ➔ Εργαστηριακά notebooks (Python / PyTorch) για coupling CFD solver – ML μοντέλων.
 - ➔ Παράδειγμα εφαρμογής: εκμάθηση reduced-order δυναμικής από LES/DNS δεδομένα.
- Αυτόματος Έλεγχος & Ειδικά Συστήματα Ελέγχου Πλοίου
 - ➔ Εμπλουτισμός με Machine Learning-based Control (MPC, Reinforcement Learning)
 - ➔ Data-driven system identification και differentiable control architectures
 - ➔ Παράδειγμα: ενεργητικός έλεγχος στροβιλισμών, propulsion feedback systems
- Διαγνωστική & Προγνωστική Συντήρηση Μηχανημάτων Πλοίου
 - ➔ Εισαγωγή σε AI για health monitoring: Graph Neural Networks, anomaly & data-shift detection.
 - ➔ Ανάλυση δεδομένων από αντλίες και συστήματα πρόωσης.

Ενίσχυση Προγράμματος Σπουδών

- Υπολογιστική Ρευστομηχανική
 - ➔ Εισαγωγή ενοτήτων σε data-driven CFD, PINNs, neural operators και surrogate modeling.
 - ➔ Εργαστηριακά notebooks (Python / PyTorch) για coupling CFD solver – ML μοντέλων.
 - ➔ Παράδειγμα εφαρμογής: εκμάθηση reduced-order δυναμικής από LES/DNS δεδομένα.
- Αυτόματος Έλεγχος & Ειδικά Συστήματα Ελέγχου Πλοίου
 - ➔ Εμπλουτισμός με Machine Learning-based Control (MPC, Reinforcement Learning)
 - ➔ Data-driven system identification και differentiable control architectures
 - ➔ Παράδειγμα: ενεργητικός έλεγχος στροβιλισμών, propulsion feedback systems
- Διαγνωστική & Προγνωστική Συντήρηση Μηχανημάτων Πλοίου
 - ➔ Εισαγωγή σε AI για health monitoring: Graph Neural Networks, anomaly & data-shift detection.
 - ➔ Ανάλυση δεδομένων από αντλίες και συστήματα πρόωσης.
 - ➔ Συνδυασμός ML με P&ID schematics για ψηφιοποίηση, fault localization και πρόγνωση αστοχίας.

Ενίσχυση Προγράμματος Σπουδών

- Υπολογιστική Ρευστομηχανική
 - ➔ Εισαγωγή ενοτήτων σε data-driven CFD, PINNs, neural operators και surrogate modeling.
 - ➔ Εργαστηριακά notebooks (Python / PyTorch) για coupling CFD solver – ML μοντέλων.
 - ➔ Παράδειγμα εφαρμογής: εκμάθηση reduced-order δυναμικής από LES/DNS δεδομένα.
- Αυτόματος Έλεγχος & Ειδικά Συστήματα Ελέγχου Πλοίου
 - ➔ Εμπλουτισμός με Machine Learning-based Control (MPC, Reinforcement Learning)
 - ➔ Data-driven system identification και differentiable control architectures
 - ➔ Παράδειγμα: ενεργητικός έλεγχος στροβιλισμών, propulsion feedback systems
- Διαγνωστική & Προγνωστική Συντήρηση Μηχανημάτων Πλοίου
 - ➔ Εισαγωγή σε AI για health monitoring: Graph Neural Networks, anomaly & data-shift detection.
 - ➔ Ανάλυση δεδομένων από αντλίες και συστήματα πρόωσης.
 - ➔ Συνδυασμός ML με P&ID schematics για ψηφιοποίηση, fault localization και πρόγνωση αστοχίας.
- Τεχνητή & Υπολογιστική Νοημοσύνη στη Σχεδίαση

Ενίσχυση Προγράμματος Σπουδών

- Υπολογιστική Ρευστομηχανική
 - ➔ Εισαγωγή ενοτήτων σε data-driven CFD, PINNs, neural operators και surrogate modeling.
 - ➔ Εργαστηριακά notebooks (Python / PyTorch) για coupling CFD solver – ML μοντέλων.
 - ➔ Παράδειγμα εφαρμογής: εκμάθηση reduced-order δυναμικής από LES/DNS δεδομένα.
- Αυτόματος Έλεγχος & Ειδικά Συστήματα Ελέγχου Πλοίου
 - ➔ Εμπλουτισμός με Machine Learning-based Control (MPC, Reinforcement Learning)
 - ➔ Data-driven system identification και differentiable control architectures
 - ➔ Παράδειγμα: ενεργητικός έλεγχος στροβιλισμών, propulsion feedback systems
- Διαγνωστική & Προγνωστική Συντήρηση Μηχανημάτων Πλοίου
 - ➔ Εισαγωγή σε AI για health monitoring: Graph Neural Networks, anomaly & data-shift detection.
 - ➔ Ανάλυση δεδομένων από αντλίες και συστήματα πρόωσης.
 - ➔ Συνδυασμός ML με P&ID schematics για ψηφιοποίηση, fault localization και πρόγνωση αστοχίας.
- Τεχνητή & Υπολογιστική Νοημοσύνη στη Σχεδίαση
 - ➔ Προσθήκη Generative AI (diffusion, VAEs, GANs) για σχεδίαση γεωμετριών και optimization.

Ενίσχυση Προγράμματος Σπουδών

- Υπολογιστική Ρευστομηχανική
 - ➔ Εισαγωγή ενοτήτων σε data-driven CFD, PINNs, neural operators και surrogate modeling.
 - ➔ Εργαστηριακά notebooks (Python / PyTorch) για coupling CFD solver – ML μοντέλων.
 - ➔ Παράδειγμα εφαρμογής: εκμάθηση reduced-order δυναμικής από LES/DNS δεδομένα.
- Αυτόματος Έλεγχος & Ειδικά Συστήματα Ελέγχου Πλοίου
 - ➔ Εμπλουτισμός με Machine Learning-based Control (MPC, Reinforcement Learning)
 - ➔ Data-driven system identification και differentiable control architectures
 - ➔ Παράδειγμα: ενεργητικός έλεγχος στροβιλισμών, propulsion feedback systems
- Διαγνωστική & Προγνωστική Συντήρηση Μηχανημάτων Πλοίου
 - ➔ Εισαγωγή σε AI για health monitoring: Graph Neural Networks, anomaly & data-shift detection.
 - ➔ Ανάλυση δεδομένων από αντλίες και συστήματα πρόωσης.
 - ➔ Συνδυασμός ML με P&ID schematics για ψηφιοποίηση, fault localization και πρόγνωση αστοχίας.
- Τεχνητή & Υπολογιστική Νοημοσύνη στη Σχεδίαση
 - ➔ Προσθήκη Generative AI (diffusion, VAEs, GANs) για σχεδίαση γεωμετριών και optimization.
 - ➔ Εφαρμογές σε hull form generation, design-space exploration και neural concept modeling.

Εκπαιδευτική Φιλοσοφία και Υποστήριξη της Μάθησης

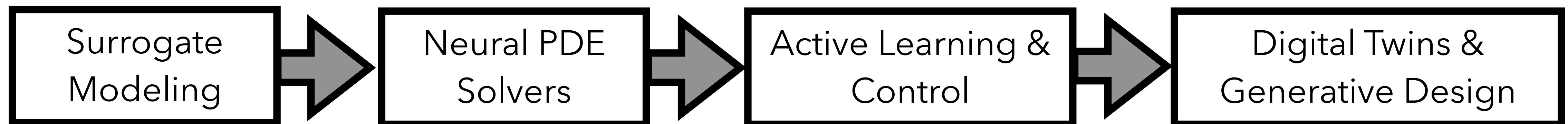
- Theory & project-based learning: εκπαίδευση μέσω σύζευξης θεωρίας και tutorials / εργασιών (CFD-ML, design optimization, flow control).
- Διεπιστημονική συνεργασία: σύνδεση Σχολής Ναυπηγών με Μηχανολόγους, ΗΜΜΥ και Πληροφορική.
- Ανοικτή επιστήμη: εκπαιδευτικά notebooks, παραδείγματα, open-source codebases (Python, PyTorch).
- Υπολογιστικές υποδομές: χρήση GPU/HPC για προχωρημένα εργαστήρια ML-CFD.
- Mentoring φοιτητών: διπλωματικές, πρακτική εκπαίδευση, συνεργασία με ερευνητικά κέντρα και βιομηχανία.

Επισκόπηση

- Επιστημονική πορεία και ερευνητικό προφίλ
- Συνεισφορά στο ερευνητικό έργο της Σχολής
- Συνεισφορά στο εκπαιδευτικό έργο της Σχολής
- Προοπτικές ανάπτυξης του αντικειμένου στο μέλλον

Προοπτικές Ανάπτυξης – Το Μέλλον της Μηχανικής Μάθησης στη Ρευστομηχανική και τη Ναυπηγική

- Από τα surrogate models στα Neural PDE Solvers:
Ενοποίηση φυσικής και μάθησης για λύση εξισώσεων Navier-Stokes με νευρωνικά δίκτυα.
- Active Learning & Flow Control:
Online μάθηση για προσαρμοστικό έλεγχο ροών και αυτόνομα ναυτικά συστήματα.
- Ψηφιακά Δίδυμα (Digital Twins):
Ενσωμάτωση **δεδομένων λειτουργίας** και **προσομοιώσεων** για πρόβλεψη, διάγνωση και βελτιστοποίηση.
- Generative AI & Design Optimization:
Παραγωγική τεχνητή νοημοσύνη για **σχεδίαση** και διερεύνηση **γεωμετριών πλοίων**.
- Διεπιστημονικές συνέργειες:
Συνεργασία ΕΜΠ με εργαστήρια Ρευστομηχανικής, Ελέγχου και Υπολογιστικής Επιστήμης, και συμμετοχή σε ευρωπαϊκά προγράμματα (Horizon).

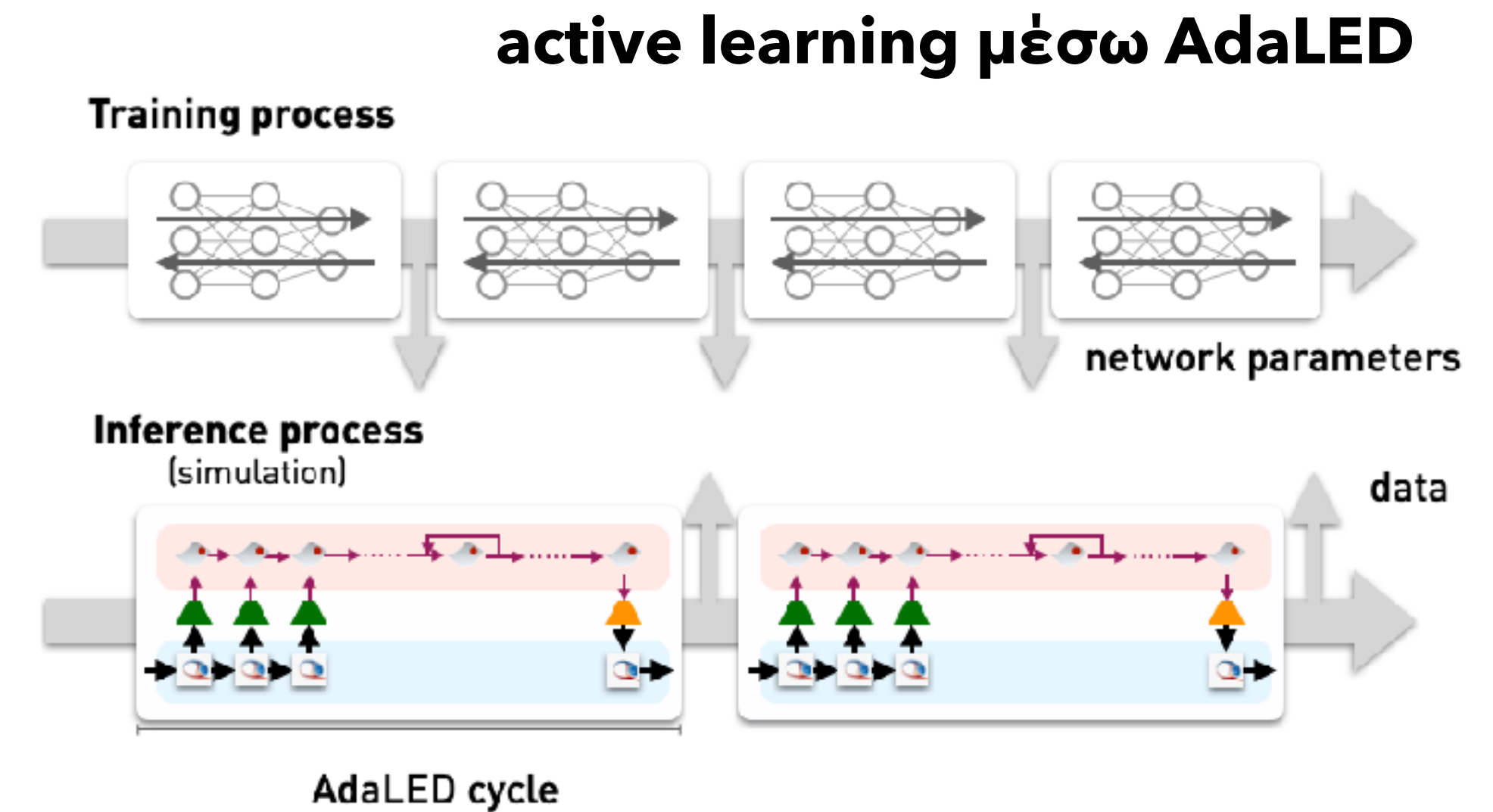


Active Learning και Έλεγχος Ροών σε Πραγματικό Χρόνο

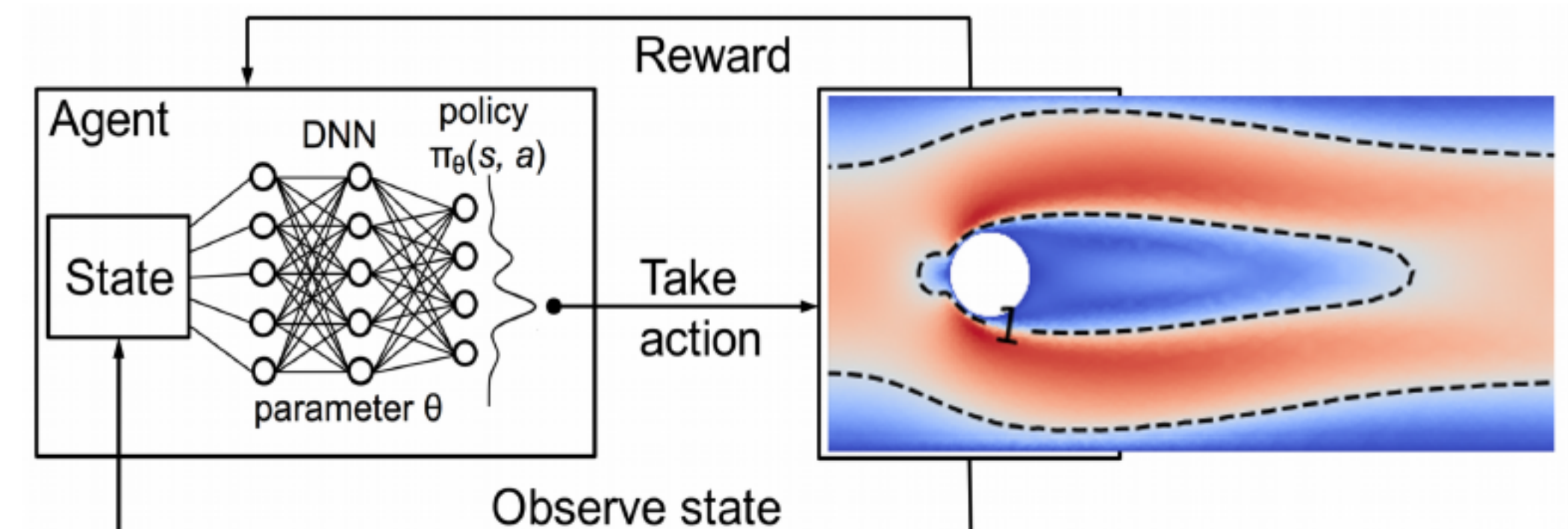
Από την **πρόβλεψη** στον **έλεγχο**:

Η Μηχανική Μάθηση χρησιμοποιείται όχι μόνο για προσομοίωση αλλά και για **ενεργητική παρέμβαση** στις ροές.

- Active Learning:
Συνεχής ενημέρωση των μοντέλων με βάση νέες μετρήσεις· adaptive exploration του flow field.
- Flow Control με Ενισχυτική Μάθηση (RL):
Εφαρμογή RL agents για **έλεγχο** αποκόλλησης ροής, drag reduction, κλπ.
- Coupling με CFD:
Διασύνδεση ML μοντέλων με CFD solvers για real-time αποφάσεις.
- Εφαρμογές στη ναυπηγική:
 - Έξυπνα συστήματα πρόωσης
 - Προσαρμοστικοί πηδαλιούχοι
 - Αυτόνομη ναυσιπλοΐα
 - Έλεγχος στροβιλισμών σε προπέλες και γάστρες.



Έλεγχος ροής μέσω Ενισχυτικής Μάσης (RL)



Παραγωγική ΤΝ και Βελτιστοποίηση Σχεδίασης στη Ναυπηγική

Παραγωγική ΤΝ και Βελτιστοποίηση Σχεδίασης στη Ναυπηγική

- Από την ανάλυση στη δημιουργία:
Η Παραγωγική ΤΝ (Generative AI), με μοντέλα όπως VAEs, GANs, Diffusion Models, επιτρέπει την **παραγωγή νέων σχεδίων** υπό φυσικούς και λειτουργικούς περιορισμούς.

Παραγωγική ΤΝ και Βελτιστοποίηση Σχεδίασης στη Ναυπηγική

- Από την ανάλυση στη δημιουργία:
Η Παραγωγική ΤΝ (Generative AI), με μοντέλα όπως VAEs, GANs, Diffusion Models, επιτρέπει την **παραγωγή νέων σχεδίων** υπό φυσικούς και λειτουργικούς περιορισμούς.
- Neural design space exploration:
Ανίχνευση βέλτιστων μορφών γάστρας και προπέλας με data-driven optimization.



Neural Concept: Παραμετροποίηση σχεδίασης σε πραγματικό χρόνο και άμεση πρόβλεψη πεδίων ροής και αεροδυναμικών μεγεθών.

Παραμέτροι (μήκος, πλάτος, κλπ.)

Παραγωγική ΤΝ και Βελτιστοποίηση Σχεδίασης στη Ναυπηγική

- Από την ανάλυση στη δημιουργία:
Η Παραγωγική ΤΝ (Generative AI), με μοντέλα όπως VAEs, GANs, Diffusion Models, επιτρέπει την **παραγωγή νέων σχεδίων** υπό φυσικούς και λειτουργικούς περιορισμούς.
- Neural design space exploration:
Ανίχνευση βέλτιστων μορφών γάστρας και προπέλας με data-driven optimization.
- Differentiable modeling:
Ενοποίηση γεωμετρίας, CFD και ML σε end-to-end συστήματα με backpropagation.



Neural Concept: Παραμετροποίηση σχεδίασης σε πραγματικό χρόνο και άμεση πρόβλεψη πεδίων ροής και αεροδυναμικών μεγεθών.

Παραμέτροι (μήκος, πλάτος, κλπ.)

Παραγωγική ΤΝ και Βελτιστοποίηση Σχεδίασης στη Ναυπηγική

- Από την ανάλυση στη δημιουργία:
Η Παραγωγική ΤΝ (Generative AI), με μοντέλα όπως VAEs, GANs, Diffusion Models, επιτρέπει την **παραγωγή νέων σχεδίων** υπό φυσικούς και λειτουργικούς περιορισμούς.
- Neural design space exploration:
Ανίχνευση βέλτιστων μορφών γάστρας και προπέλας με data-driven optimization.
- Differentiable modeling:
Ενοποίηση γεωμετρίας, CFD και ML σε end-to-end συστήματα με backpropagation.
- Αυτόματη σχεδίαση πλοίων:
Παραγωγή και αξιολόγηση εναλλακτικών λύσεων με βάση επιδόσεις (drag, stability, emissions).



Neural Concept: Παραμετροποίηση σχεδίασης σε πραγματικό χρόνο και άμεση πρόβλεψη πεδίων ροής και αεροδυναμικών μεγεθών.

Παραμέτροι (μήκος, πλάτος, κλπ.)

Παραγωγική ΤΝ και Βελτιστοποίηση Σχεδίασης στη Ναυπηγική

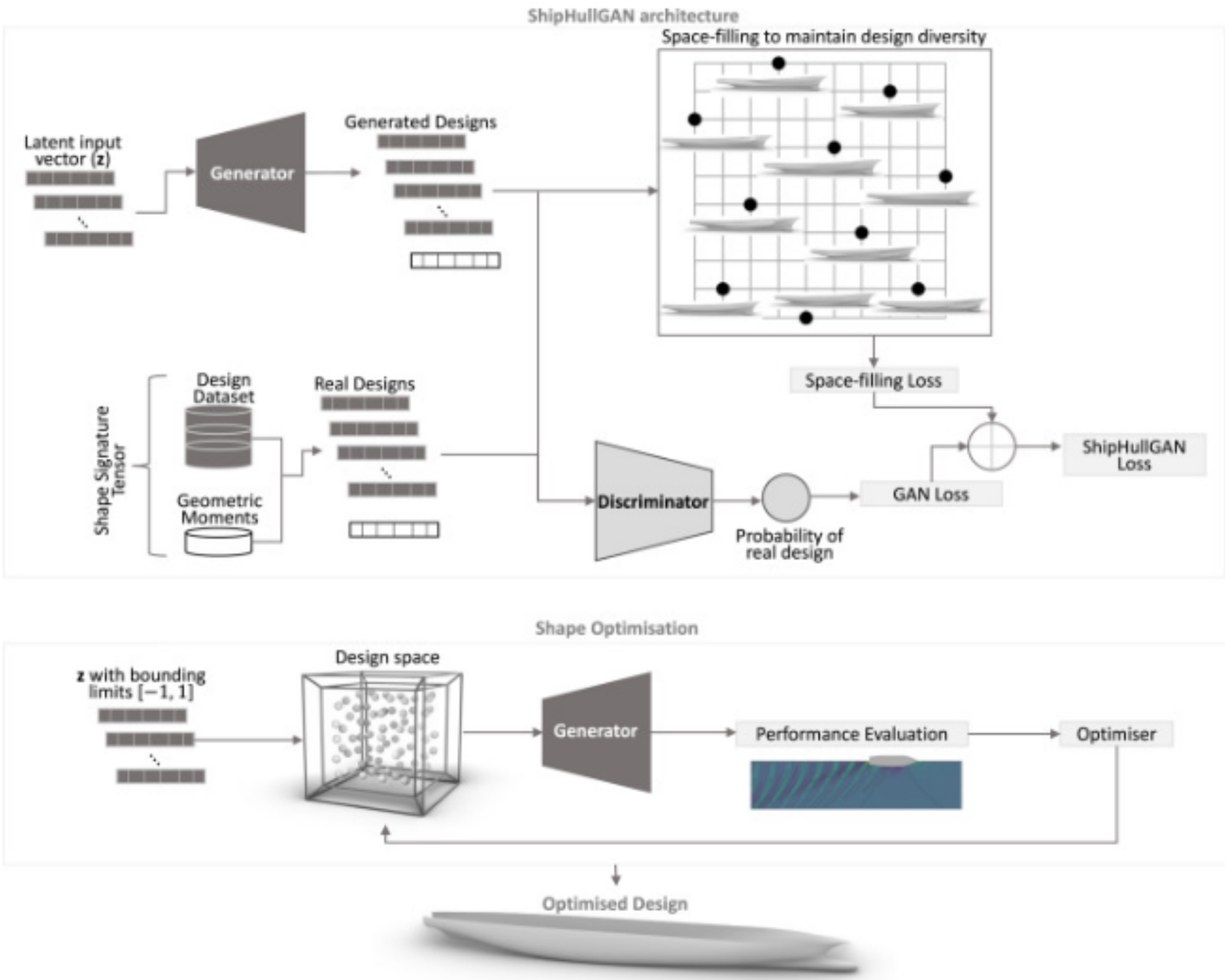
- Από την ανάλυση στη δημιουργία:
Η Παραγωγική ΤΝ (Generative AI), με μοντέλα όπως VAEs, GANs, Diffusion Models, επιτρέπει την **παραγωγή νέων σχεδίων** υπό φυσικούς και λειτουργικούς περιορισμούς.
- Neural design space exploration:
Ανίχνευση βέλτιστων μορφών γάστρας και προπέλας με data-driven optimization.
- Differentiable modeling:
Ενοποίηση γεωμετρίας, CFD και ML σε end-to-end συστήματα με backpropagation.
- Αυτόματη σχεδίαση πλοίων:
Παραγωγή και αξιολόγηση εναλλακτικών λύσεων με βάση επιδόσεις (drag, stability, emissions).
- Σύνδεση με ναυπηγικά εργαλεία CAD/CFD



Neural Concept: Παραμετροποίηση σχεδίασης σε πραγματικό χρόνο και άμεση πρόβλεψη πεδίων ροής και αεροδυναμικών μεγεθών.

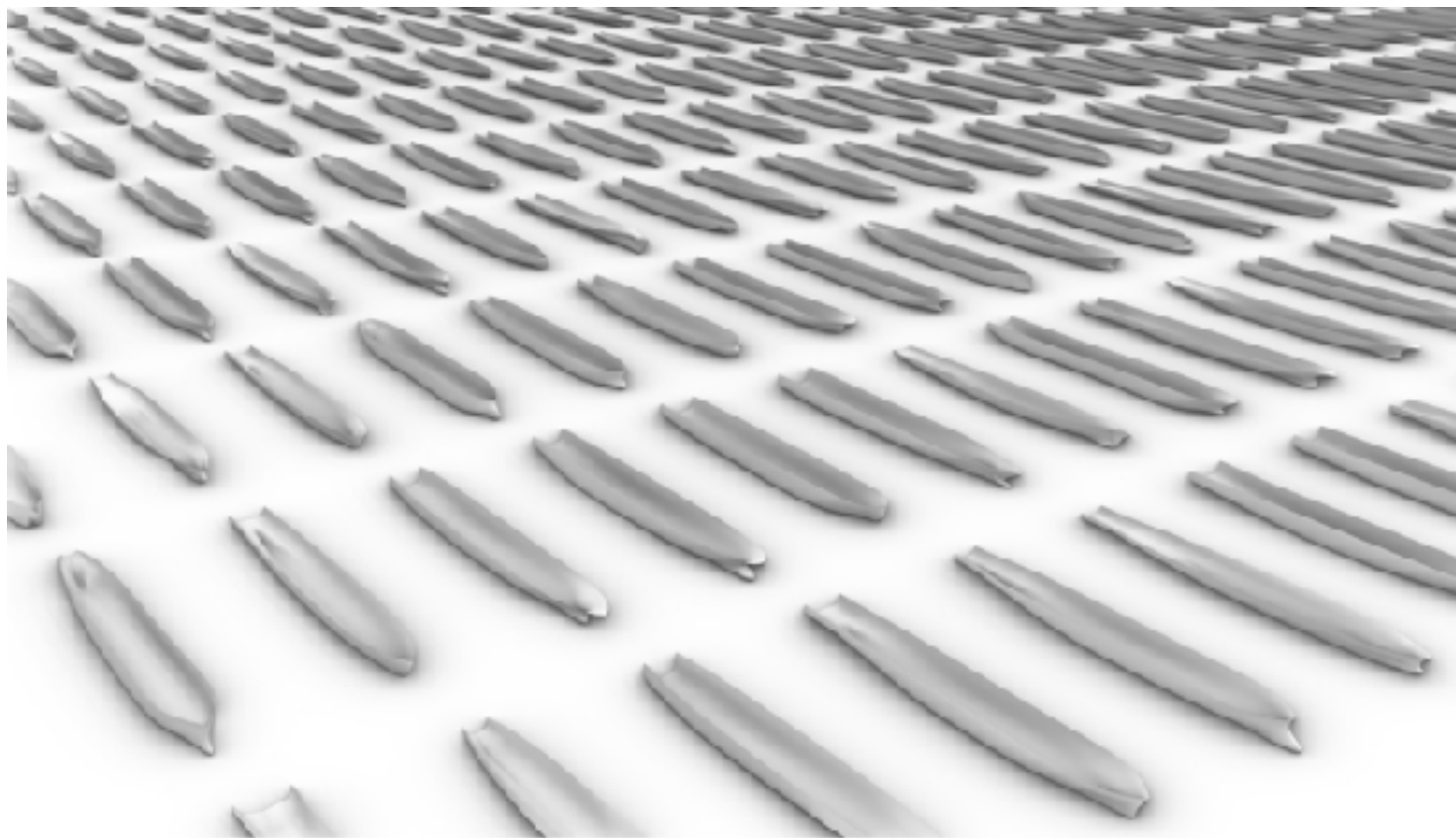
Παραμέτροι (μήκος, πλάτος, κλπ.)

Παραγωγική ΤΝ για Σχεδίαση Γαστρών Πλοίων



ShipHullGAN: A generic parametric modeller for ship hull design using deep convolutional generative model

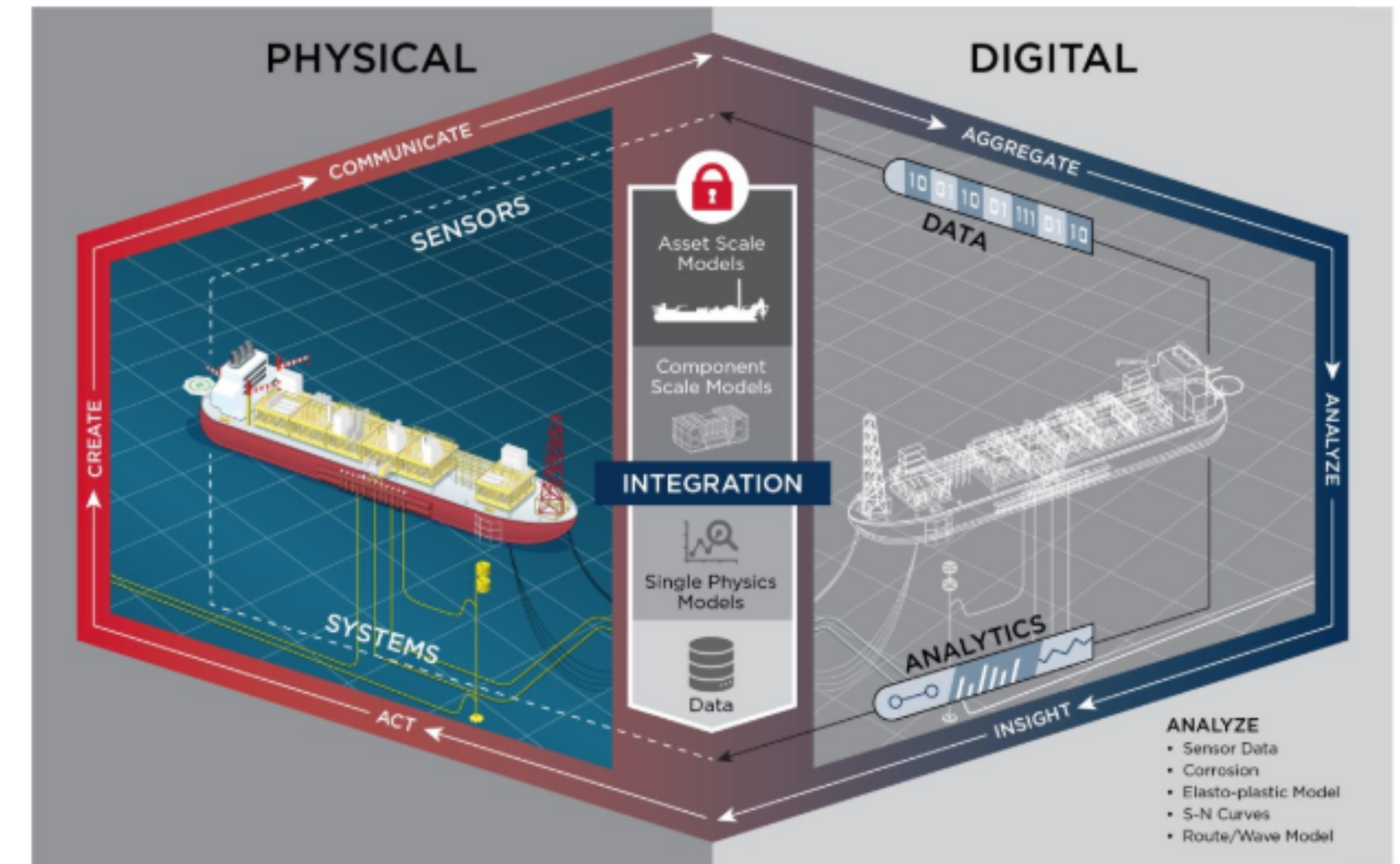
Shahroz Khan ^{a b} , Kosa Goucher-Lambert ^b, Konstantinos Kostas ^c, Panagiotis Kaklis ^a



Διαφορετικές γάστρες που παραχθήκαν μέσω δειγματοληψίας από το γενετικό πλαίσιο.

Ψηφιακά Δίδυμα (Digital Twins) και Προγνωστική Συντήρηση στη Ναυπηγική

- Σύζευξη **προσομοίωσης** και **δεδομένων λειτουργίας**:
Ενοποίηση CFD μοντέλων, αισθητήρων και ML για online παρακολούθηση.
- Πρόβλεψη και διάγνωση φαινομένων σε πραγματικό χρόνο:
Data-driven ανάλυση για vibration, cavitation, overheating, structural stress.
- Graph-based monitoring:
Αναπαράσταση συστημάτων πρόωσης, αντλιών και σωληνώσεων μέσω γραφημάτων (Graph Neural Networks).
- Ανίχνευση ανωμαλιών & πρόγνωση αστοχίας:
Out-of-distribution detection, health index tracking, fault localization.
- Υποστήριξη αυτόνομων και “έξυπνων” πλοίων:
Decision support systems για ασφάλεια, απόδοση και βιωσιμότητα.



Exploring Digital Twins in Maritime

 **American Bureau of Shipping (ABS)**
238,528 followers

October 11, 2023



Όραμα: Από τη **Μάθηση Ροών** στη **Νοημοσύνη των Ναυτικών Συστημάτων**

- Ενοποίηση δεδομένων, υπολογισμού, και αλγορίθμων μάθησης:
Ανάπτυξη πλαισίων που συνδυάζουν ML, CFD, Control, Design σε ενιαίο κύκλο γνώσης.
- Ψηφιακά διδύμα & ενεργητικά συστήματα:
Προώθηση ερευνητικών και βιομηχανικών έργων σε real-time modeling, monitoring και optimization.
- Εκπαίδευση νέας γενιάς μηχανικών:
Δημιουργία προγράμματος μαθημάτων που γεφυρώνει τη ναυπηγική με την τεχνητή νοημοσύνη.
- Διεπιστημονική και διεθνής συνεργασία:
Συνέργειες με ETH Zurich, Harvard, TUM, και συμμετοχή σε Horizon Europe.
- Πράσινη και ψηφιακή μετάβαση στη ναυτιλία:
Η Μηχανική Μάθηση ως μοχλός βιωσιμότητας, ενεργειακής απόδοσης και αυτονομίας.

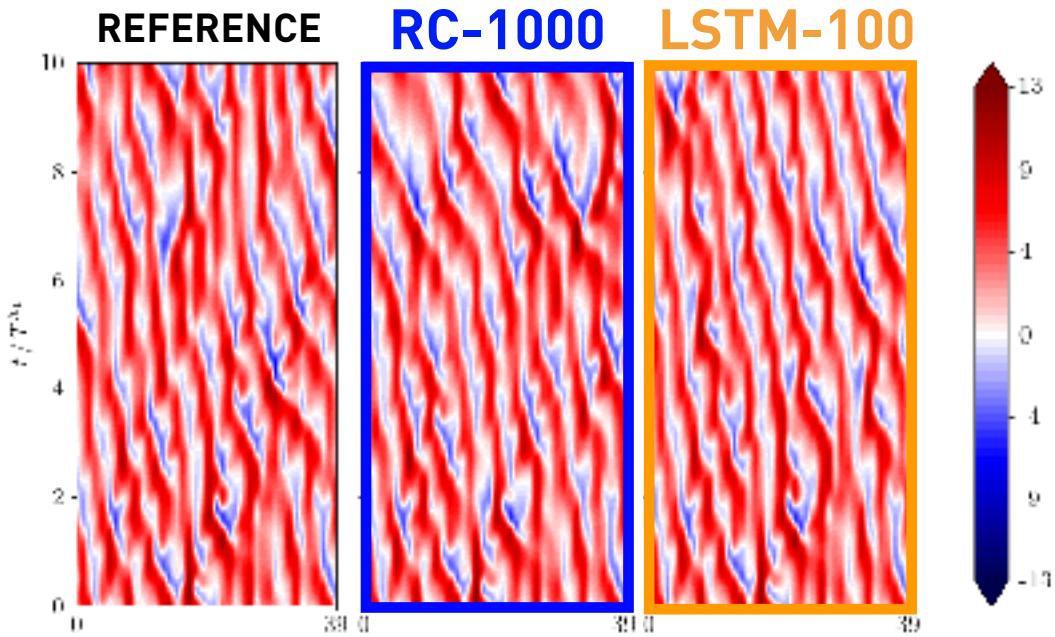
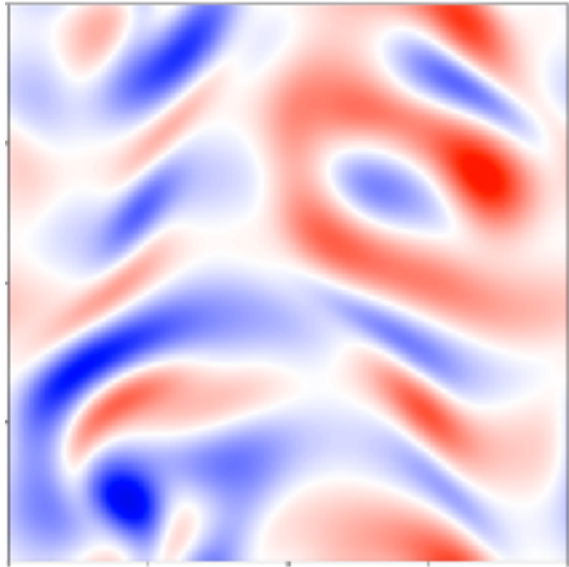


Integrating physics, data, and intelligence: towards the next generation of naval systems.

ZY Wan, PR Vlachas, P Koumoutsakos, T Sapsis,
*Data-assisted reduced-order modeling of extreme events
in complex dynamical systems, PloS one, 2018*

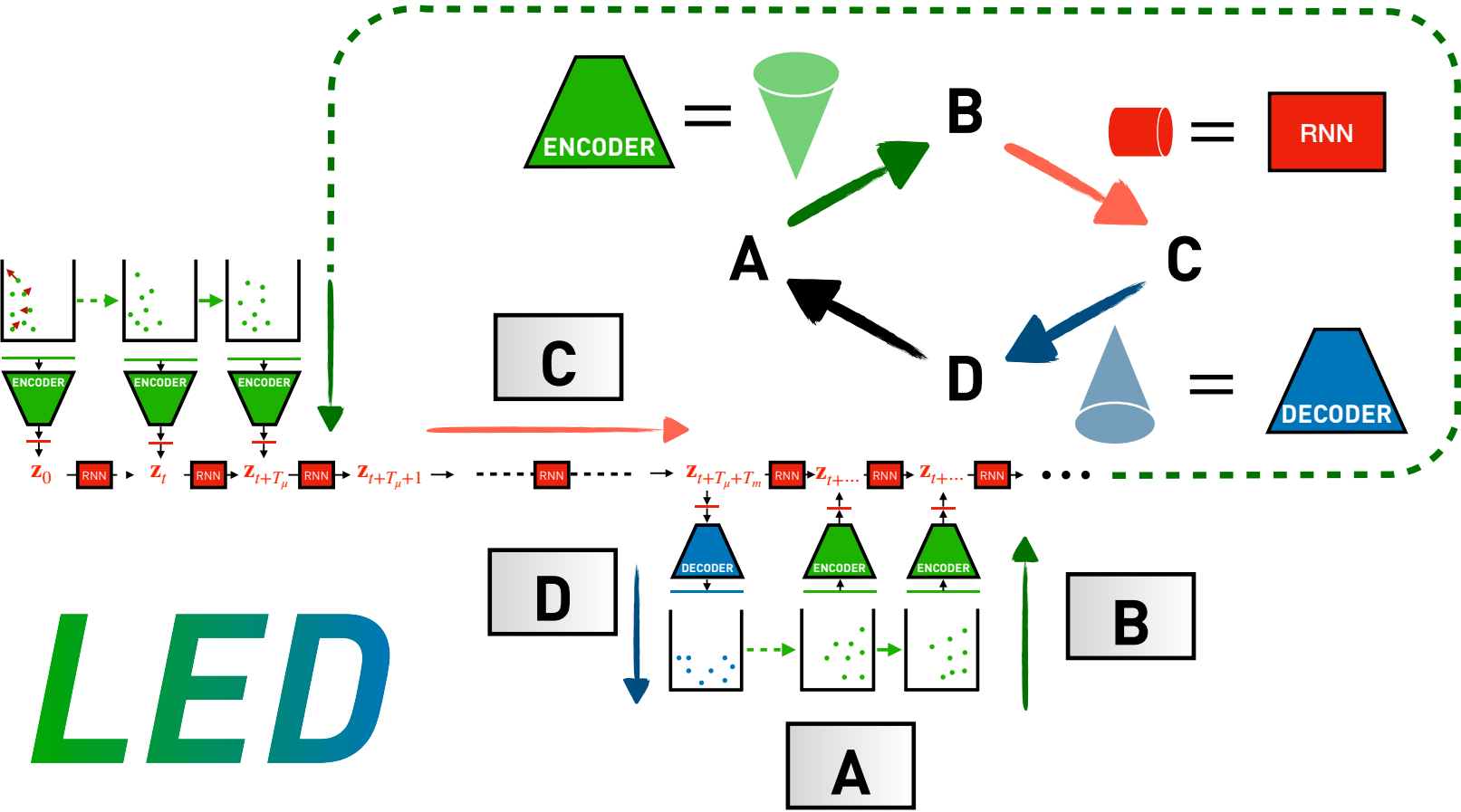
$$\dot{\xi}_t = F(\xi_t) + \text{LSTM}(\xi_t, \xi_{t-1}, \xi_{t-2}, \dots)$$

PR Vlachas, W Byeon, Z Wan, T Sapsis, P
Koumoutsakos, *Data-driven forecasting of
high-dimensional chaotic systems with long
short-term memory networks, Proc. Roy. Soc. A , 2018*

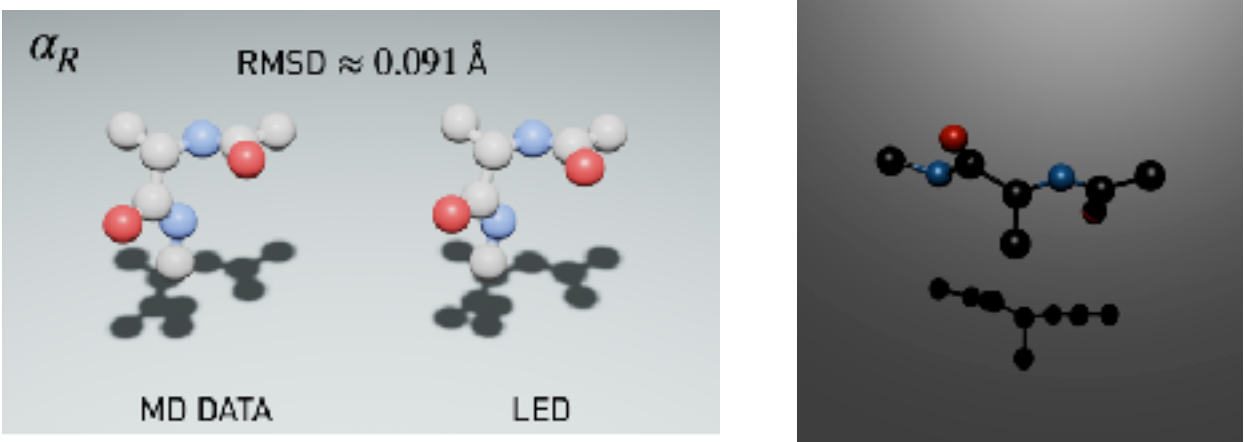
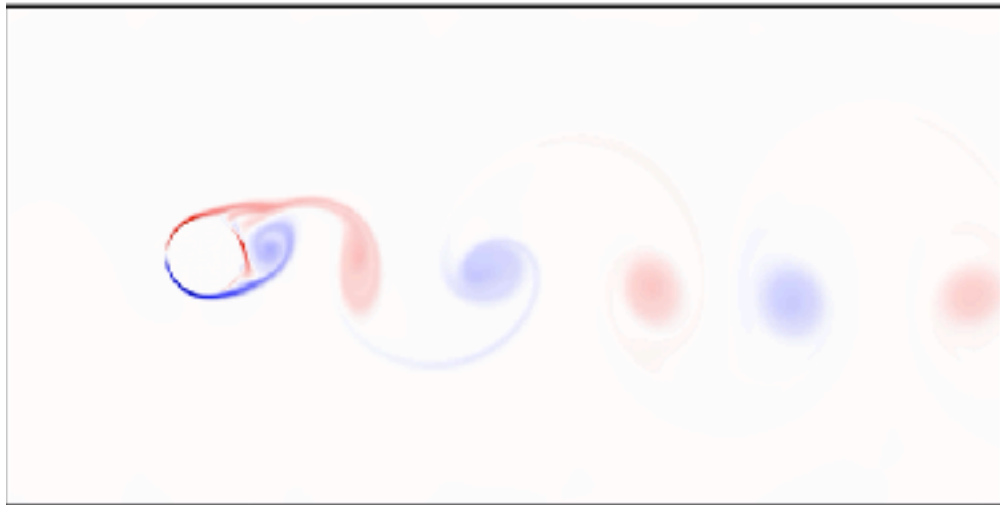
$$\dot{z}_t = \begin{cases} \text{LSTM}^W(z_t, z_{t-1}, z_{t-2}, \dots) \\ \text{MSM}^{\zeta, c}(z_t) \end{cases}$$


PR Vlachas , J Pathak , BR Hunt , TP Sapsis,
M Girvan, E Ott and P Koumoutsakos,
*Backpropagation algorithms and Reservoir
Computing in Recurrent Neural Networks for the
forecasting of complex spatiotemporal dynamics,
Journal of Neural Networks, 2020*

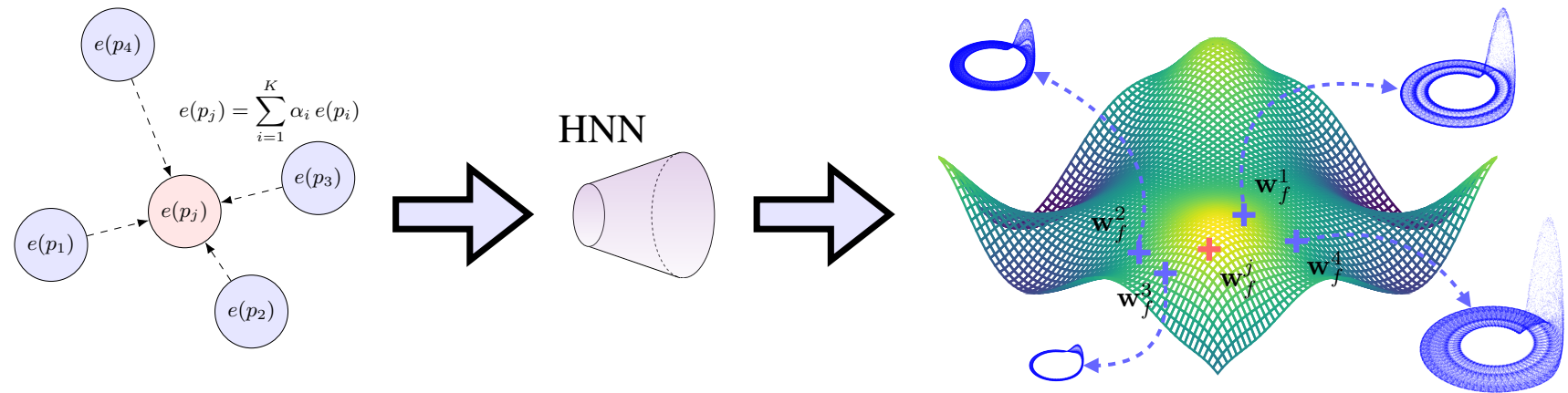
PR Vlachas, J Zavadlav, M Praprotnik, P Koumoutsakos,
*Accelerated Simulations of Molecular Systems through
Learning of their Effective Dynamics,
Journal of Chemical Theory & Computation, 2021*



PR Vlachas, G Arampatzis, C Uhler, P
Koumoutsakos, *Multiscale Simulations of
Complex Systems by Learning their Effective
Dynamics, Nature Machine Intelligence, 2022*

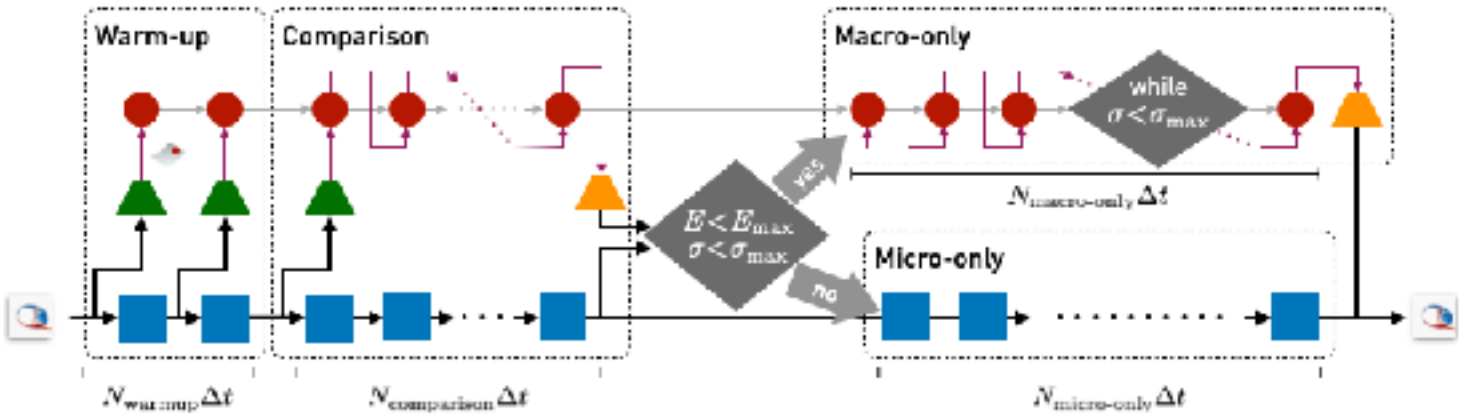


PR Vlachas, K Vlachas, E Chatzi,
*Beyond Static Models: Hypernetworks for Adaptive and Generalizable
Forecasting in Complex Parametric Dynamical Systems, Arxiv, 2025*

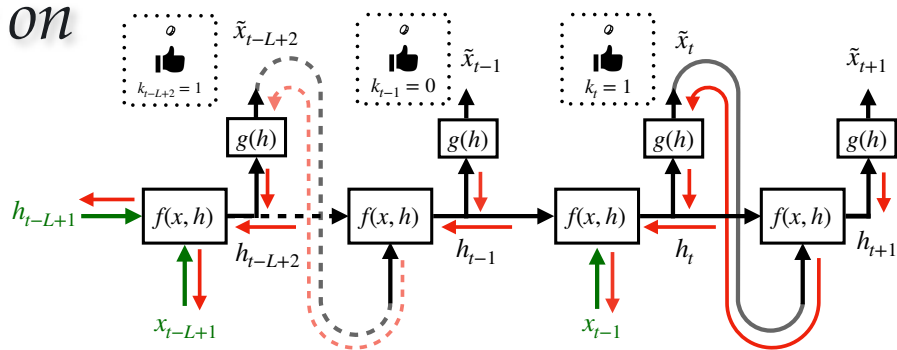


I Kičić, PR Vlachas, G Arampatzis, M
Chatzimanolakis, L Guibas, P
Koumoutsakos,
*Adaptive learning of effective dynamics for
online modeling of complex systems,
Computer Methods in Applied Mechanics
and Engineering, 2023*

AdaLED



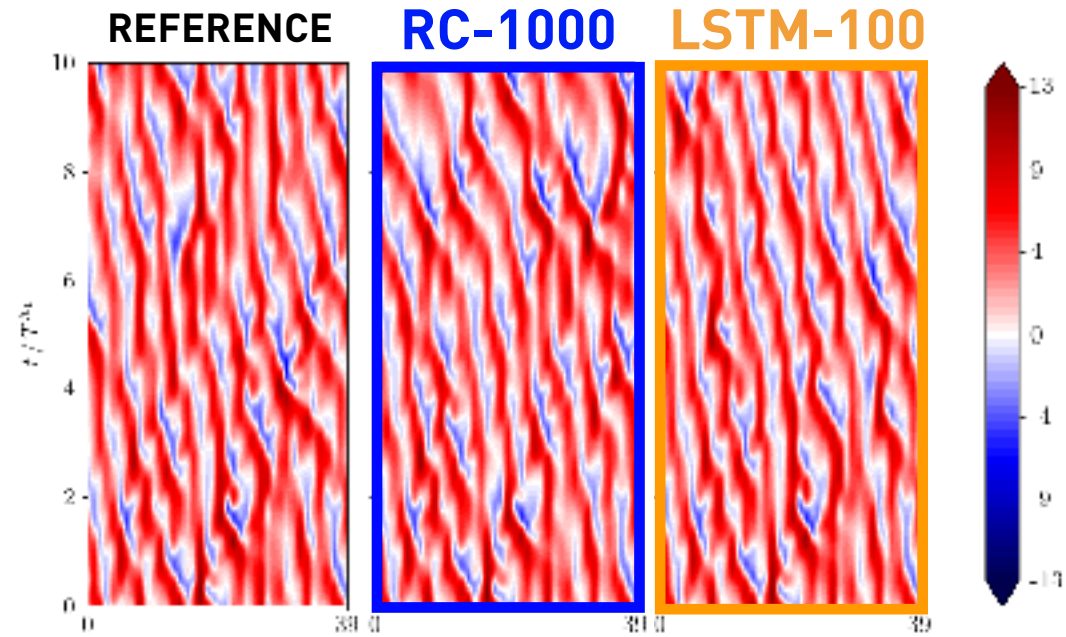
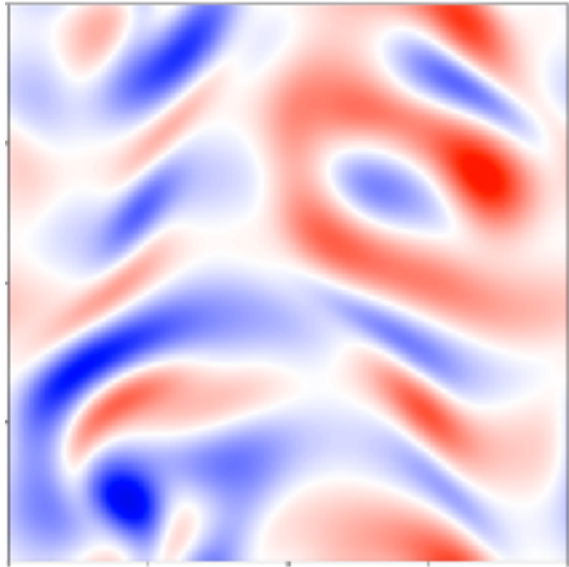
PR Vlachas, P Koumoutsakos, *Learning on
Predictions: Fusing Training and
Autoregressive Inference for Long-Term
Spatiotemporal Forecasts, Physica D, 2024*



ZY Wan, PR Vlachas, P Koumoutsakos, T Sapsis,
*Data-assisted reduced-order modeling of extreme events
in complex dynamical systems, PloS one, 2018*

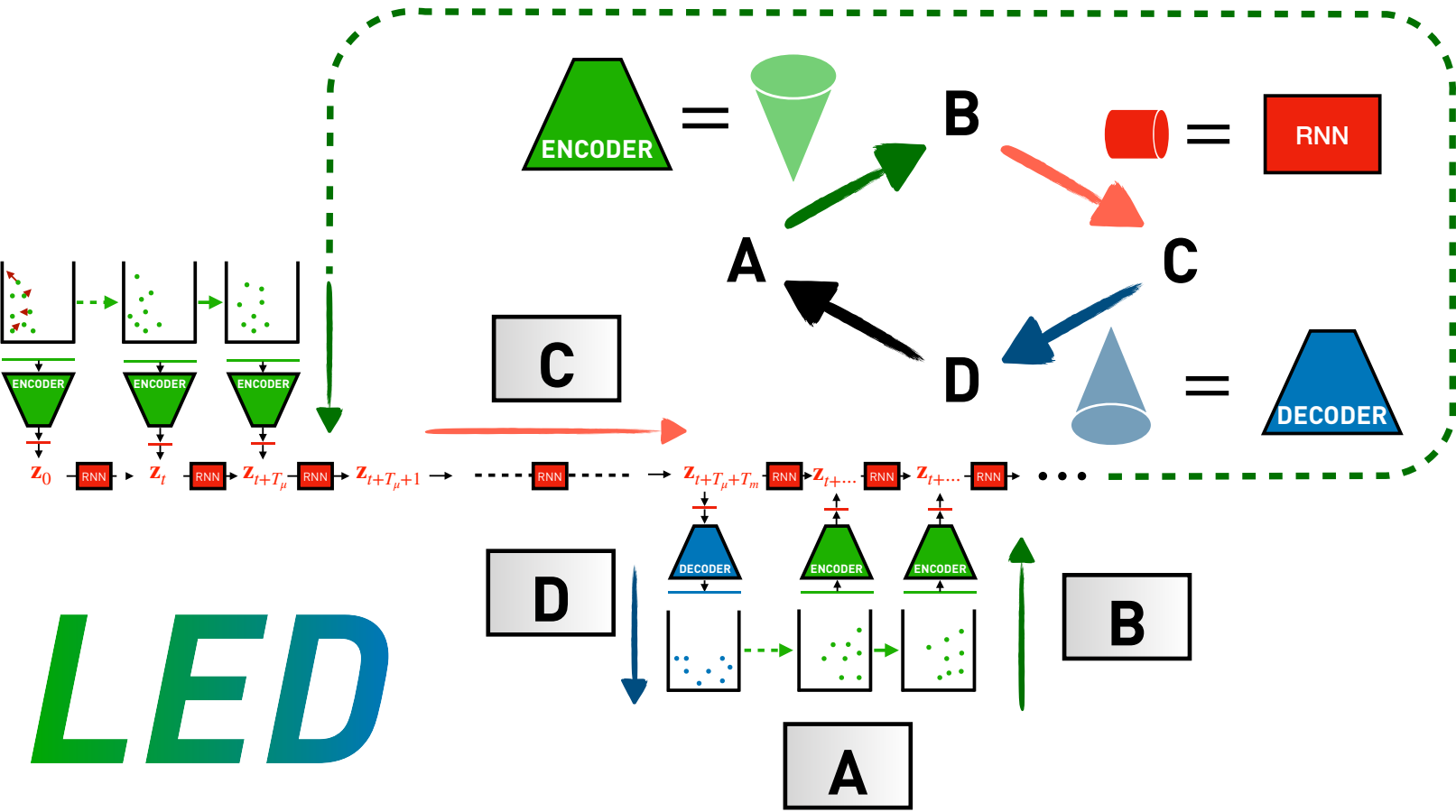
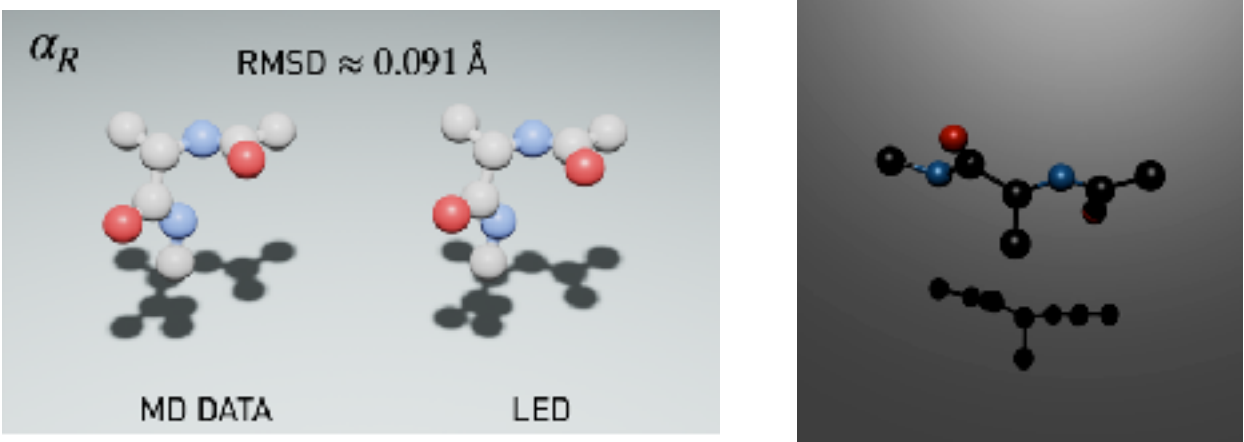
$$\dot{\xi}_t = F(\xi_t) + \text{LSTM}(\xi_t, \xi_{t-1}, \xi_{t-2}, \dots)$$

PR Vlachas, W Byeon, Z Wan, T Sapsis, P
Koumoutsakos, *Data-driven forecasting of
high-dimensional chaotic systems with long
short-term memory networks, Proc. Roy. Soc. A , 2018*

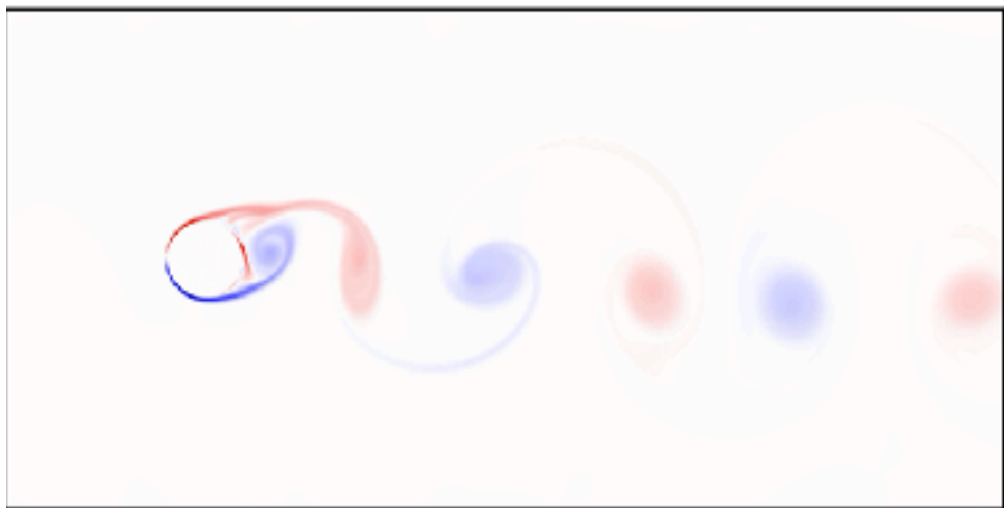
$$\dot{z}_t = \begin{cases} \text{LSTM}^W(z_t, z_{t-1}, z_{t-2}, \dots) \\ \text{MSM}^{\zeta, c}(z_t) \end{cases}$$


PR Vlachas , J Pathak , BR Hunt , TP Sapsis,
M Girvan, E Ott and P Koumoutsakos,
*Backpropagation algorithms and Reservoir
Computing in Recurrent Neural Networks for the
forecasting of complex spatiotemporal dynamics,
Journal of Neural Networks, 2020*

PR Vlachas, J Zavadlav, M Praprotnik, P Koumoutsakos,
*Accelerated Simulations of Molecular Systems through
Learning of their Effective Dynamics,
Journal of Chemical Theory & Computation, 2021*

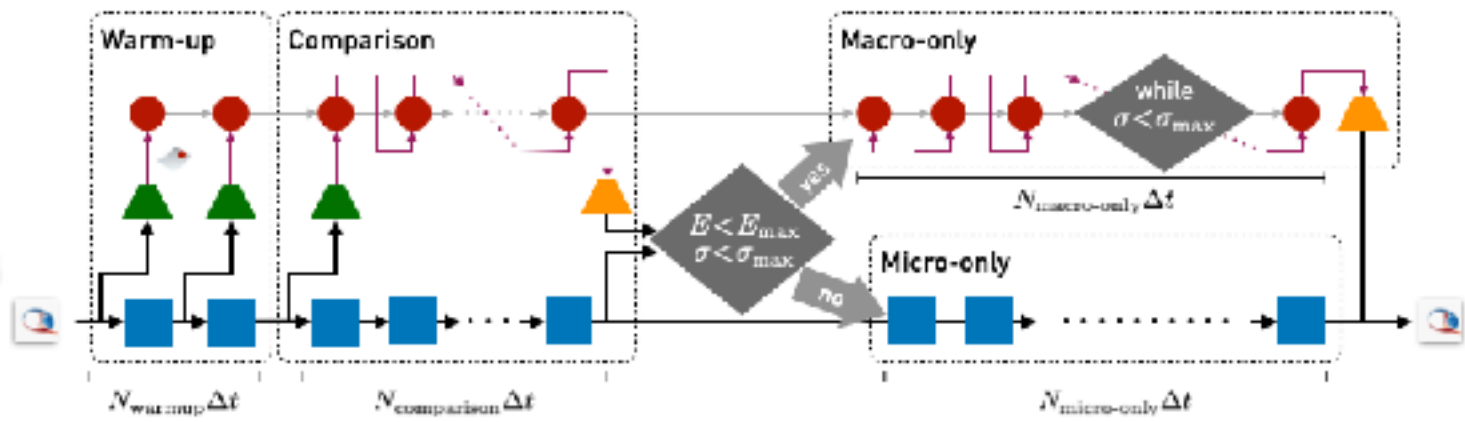


PR Vlachas, G Arampatzis, C Uhler, P
Koumoutsakos, *Multiscale Simulations of
Complex Systems by Learning their Effective
Dynamics, Nature Machine Intelligence, 2022*

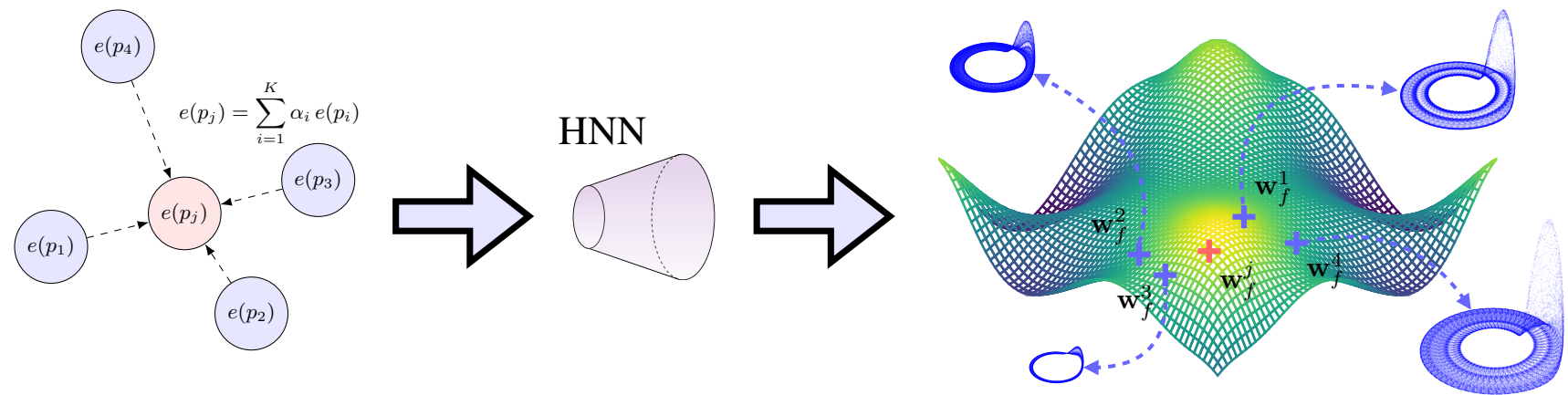


I Kičić, PR Vlachas, G Arampatzis, M
Chatzimanolakis, L Guibas, P
Koumoutsakos,
*Adaptive learning of effective dynamics for
online modeling of complex systems,
Computer Methods in Applied Mechanics
and Engineering, 2023*

AdaLED



PR Vlachas, K Vlachas, E Chatzi,
*Beyond Static Models: Hypernetworks for Adaptive and Generalizable
Forecasting in Complex Parametric Dynamical Systems, Arxiv, 2025*



PR Vlachas, P Koumoutsakos, *Learning on
Predictions: Fusing Training and
Autoregressive Inference for Long-Term
Spatiotemporal Forecasts, Physica D, 2024*

